

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
ФАКУЛЬТЕТ БІОМЕДИЧНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ

(повна назва інституту/факультету)

КАФЕДРА БІОМЕДИЧНОЇ КІБЕРНЕТИКИ

(повна назва кафедри)

«На правах рукопису»
УДК 616-71

«До захисту допущено»:
Завідувач кафедри БМК

Євген НАСТЕНКО

(підпис)

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

« » грудня 2021р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра

за освітньо-професійною програмою «Комп'ютерні технології в біології та
медицині»

зі спеціальності 122 «Комп'ютерні науки»

на тему: Класифікація стадій сну з використанням

безконтактного біосенсора на основі нейронної мережі CNN-LSTM

Виконала: студентка II курсу, групи БС-01мп

ІВАНОВА ЯНА ОЛЕГІВНА

(прізвище, ім'я, по батькові)

(підпис)

Науковий керівник:

доцент каф. БМК, доцент, к.ф.-м.н., Федорін Ілля Валерійович

(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище, ім'я, по ініціали)

(підпис)

Консультант з розділів магістерської дисертації:

(назва розділу) (посада, вчене звання, науковий ступінь, прізвище, ініціали)

(підпис)

Рецензент: доцент каф. біомедичної інженерії, доцент, к.т.н.

Зубчук Віктор Іванович

(посада, науковий ступінь, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали)

(підпис)

Засвідчую, що у цій магістерській
дисертації немає запозичень з праць інших
авторів без відповідних посилань.

Студентка _____

(підпис)

Київ – 2021 року

Нормо контролер

Галина КОРНІЄНКО

Іванова, Я. О. Класифікація стадій сну з використанням безконтактного біосенсора на основі нейронної мережі CNN-LSTM: магістерська дис. : 122
Комп'ютерні науки / Іванова Яна Олегівна. – Київ, 2021. – 107 с.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Факультет біомедичної інженерії
Кафедра біомедичної кібернетики

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 122 «Комп'ютерні науки»

Освітньо-професійна програма «Комп'ютерні технології в біології та медицині»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри БМК

_____ Євген НАСТЕНКО

« 31 » серпня 2021 р.

ЗАВДАННЯ
на магістерську дисертацію студентці

Івановій Яні Олегівні

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема дисертації _____ ***Класифікація стадій сну з використанням
безконтактного біосенсора на основі нейронної мережі CNN-LSTM***

науковий керівник дисертації

Федорін Ілля Валерійович, доцент каф. БМК, к.ф.-м.н., доцент

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом по університету від «09» листопада 2021 р. № 3703-с

2. Термін подання студентом дисертації: _____ ***01-04 грудня 2021 року***

3. Об'єкт дослідження: *класифікація стадій сну.*

4. Вихідні дані: *нейронні мережі CNN-LSTM для класифікації стадій сну з використанням безконтактного біосенсора.*

5. Перелік завдань, які потрібно розробити: *аналіз проблеми та існуючих рішень; аналіз і реалізація методу; розробка архітектури нейронної мережі; реалізація нейронної мережі; огляд результатів тестування розроблених моделей.*

6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу: *16 рисунків, 17 таблиць, презентація на 17 слайдів.*

7. Орієнтовний перелік публікацій: *2 публікації.*

8. Консультанти розділів дисертації*

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Магістерської дисертації		31.08.2021р	01.12.2021р

9. Дата видачі завдання **31 серпня 2021 р.****Календарний план**

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Отримання завдання на МД	31 серпня 2021р.	
2	Практика	з 01.09.2021р. по 26.10.2021р.	
3	Робота з розділами МД	12.11.2021 р.	
4	Підготовка матеріалів МД	19.11.2021 р.	
5	Оформлення документації МД	26.11.2021 р.	
6	Стартап аналіз проекту магістерської дисертації	26-29 листопада 2021р.	
7	Складання висновків до результатів виконання магістерської дисертації	30 листопада 2021р.	
8	Подання в електронному вигляді МД та анотації до неї на перевірку нормоконтролера та UNICHECK .	1-3 грудня 2021р	
9	Передзахист МД та допуск до захисту дисертації	4-6 грудня 2021р.	
10	Подання МД рецензенту. Отримання рецензії.	7 грудня 2021р.	
11	Подання пакету документів по МД до захисту в ЕК ¹	15-17 грудня 2021р.	
12	Захист МД в ЕК	20-22 грудня 2021р.	

Студент

(підпис)

Яна ІВАНОВА

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Науковий керівник

(підпис)

Ілля ФЕДОРІН

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

* Якщо визначені консультанти. Консультантом не може бути зазначено наукового керівника магістерської дисертації.

¹ не пізніше ніж за один тиждень до затвердженої дати захисту МД в ЕК

Реферат

Магістерська дисертація за темою «Класифікація стадій сну з використанням безконтактного біосенсора на основі нейронної мережі CNN-LSTM» виконана студентом кафедри біомедичної кібернетики Івановою Яною Олегівною зі спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» за освітньо-професійною програмою «Комп'ютерні технології в біології та медицині» та складається зі: вступу, 4 розділів («Огляд літературних джерел», «Методи автоматичної класифікації стадій сну», «Розробка алгоритмів класифікації стадій сну за допомогою нейронних мереж», «Огляд результатів тестування розроблених моделей»), розділу зі стартап проекту, висновків до кожного з цих розділів; загальних висновків; списку використаних джерел, який налічує 77 джерела та 2 додатки. Загальний обсяг роботи 107 сторінок.

Актуальність теми. Одна безсонна ніч знижує стійкість імунітету до інфекційних захворювань і швидкість реакції на зовнішні імпульси. А постійний дефіцит і зниження якості сну підвищують ризик розвитку серцево-судинних і ендокринних захворювань. Полісомнографія є золотим стандартом моніторингу сну, але вимагає, щоб пацієнти спали в лікарняних умовах, з великою кількістю електродів, та знаходилися під контролем експертного клінічного персоналу. Всі ці фактори роблять даний метод не дуже зручним, дорогим та недієздатним для щоденного моніторингу. Крім того, так званий ефект першої ночі при ПСГ може зменшити тривалість та ефективність сну.

Таким чином, існує потреба в інструментах для тривалого моніторингу сну як здорових людей, з метою профілактики та дотримання гігієни сну, так і людей з порушеннями сну, для діагностики, відстеження динаміки захворювання і корекції терапії. У зв'язку з цим, розробка засобів для тривалого автоматичного визначення структури сну є актуальним завданням.

Мета дослідження. Розробка та реалізація нейронної мережі для класифікації стадій сну з використанням безконтактного біосенсора.

Об'єкт дослідження. Класифікація стадій сну.

Предмет дослідження. Використання нейронної мережі для класифікації стадій сну.

Методи дослідження. Методи машинного навчання для вирішення задач класифікації.

Практичне значення одержаних результатів. Магістерська дисертація рекомендована до впровадження в навчальний процес кафедри БМК з навчальної дисципліни «Методи та технології обчислювального інтелекту (ПВ 2; ЗО 3)» для забезпечення комп'ютерних практикумів зі спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» освітньої програми «Комп'ютерні технології в біології та медицині» другого (магістерського) рівня вищої освіти.

Ключові слова. Нейронна мережа, CNN, LSTM, полісомнографія, моніторинг сну, біорадар, стадії сну.

Публікації. За результатами виконаної роботи були опубліковані дві наукові статті:

1. *Іванова Я. О., Федорін І. В., Вдовиченко О. В.* Огляд сучасних технологій для діагностики якості сну / Я. О. Іванова, І. В. Федорін, О. В. Вдовиченко // Науковий журнал «Біомедична інженерія і технологія». – 2021. – №2(6) . – С.1-10.

2. *Іванова Я. О., Федорін І. В.* Класифікація фаз сну на основі біорадару за допомогою нейронної мережі CNN-LSTM / Я. О. Іванова, І. В. Федорін // Міжнародний науковий журнал "Інтернаука". — 2021. — №16.— С.72-77.
<https://doi.org/10.25313/2520-2057-2021-16-7662>

Abstract

Master's dissertation "Sleep stages classification using non-contact biosensor based on CNN-LSTM neural network" is performed by a student Yana Ivanova of the Department of Biomedical Cybernetics in the specialty 122 "Computer Science" in the educational program "Information Technologies in Biology and Medicine" and consists of: introduction, 4 sections (*"Review of literature sources"*, *"Methods of automatic sleep stages classification"*, *"Development of algorithms for the sleep stages classification using neural networks"*, *"Test results of developed models"*), a startup project, conclusions; a list of sources, which includes 76 sources. The total volume of the work is 107 pages.

Theme urgency. One sleepless night reduces the resistance of the immune system to infectious diseases and the speed of reaction to external impulses. And the constant deficit and decline in sleep quality increase the risk of cardiovascular and endocrine diseases. Polysomnography is the gold standard for sleep monitoring but requires patients to sleep in a hospital, with a large number of electrodes, and to be supervised by expert clinical staff. All these factors make this method not very convenient, expensive, and incapable of daily monitoring. In addition, the so-called first night effect of UGS may reduce the duration and effectiveness of sleep.

Thus, there is a need for tools for long-term sleep monitoring of both healthy people, in order to prevent and maintain sleep hygiene, and people with sleep disorders, to diagnose, monitor the dynamics of the disease, and correct therapy. In this regard, the development of tools for long-term automatic determination of the structure of sleep is an urgent task.

The aim of the study. Development and implementation of a neural network for the classification of sleep stages using a contactless biosensor.

The object of study. Classification of sleep stages.

The subject of study. Using the neural network to classify the stages of sleep.

Research methods. Methods of machine learning to solve classification problems.

The practical significance of the obtained results. The master's dissertation is recommended for introduction into the educational process of the BMC department in the discipline "Methods and technologies of computational intelligence" to provide computer workshops in the specialty 122 "Computer Science" educational program "Information Technologies in Biology and Medicine" of the second (master's) level of higher education.

Keywords. Neural network, CNN, LSTM, polysomnography, sleep monitoring, bioradar, sleep stages.

Publications. According to the results of the work, two scientific articles were published:

1. Ivanova Y., Fedorin I., Vdovychenko O. Review of modern technologies for sleep quality diagnosis / Y. Ivanova, I. Fedorin, O. Vdovychenko // Scientific journal "Biomedical engineering and technology ". – 2021. – №2 (6)). – P.1-10.

2. Ivanova Y., Fedorin I. Classification of sleep phases based on bioradar using the neural network CNN-LSTM / Y. Ivanova, I. Fedorin // International scientific journal "Internauka". — 2021. — №16. – P.72-77. <https://doi.org/10.25313/2520-2057-2021-16-7662>

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, ТЕРМІНІВ	11
ВСТУП.....	12
РОЗДІЛ 1 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРНИХ ДЖЕРЕЛ	15
1.1. РОЗУМІННЯ ПРОБЛЕМАТИКИ.....	15
1.2. АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ	17
1.3. ТЕХНОЛОГІЇ ДЛЯ ОЦІНКИ ЯКОСТІ СЧУ	22
Висновки до розділу 1	34
РОЗДІЛ 2 МЕТОДИ АВТОМАТИЧНОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ СТАДІЙ СЧУ.....	36
2.1. СТРУКТУРА СЧУ.....	37
2.2. ЗМІНА ФІЗІОЛОГІЧНИХ ПАРАМЕТРІВ ПРОТЯГОМ СЧУ	45
2.3. АВТОМАТИЧНА КЛАСИФІКАЦІЯ СТАДІЙ СЧУ	48
2.4. ЗАСТОСУВАННЯ DEEP LEARNING ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ СТАДІЙ СЧУ	50
2.5. ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ АВТОМАТИЧНОГО ВИДІЛЕННЯ І	
КЛАСИФІКАЦІЇ ОЗНАК	52
2.5.1. Штучні нейронні мережі.....	52
2.5.2. CNN	54
2.5.3. Рекурентні нейронні мережі (LSTM)	55
Висновки до розділу 2	56
РОЗДІЛ 3 РОЗРОБКА АЛГОРИТМІВ КЛАСИФІКАЦІЇ СТАДІЙ СЧУ ЗА	
ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ.....	57
3.1. ОПИС КЛІНІЧНИХ ДАНИХ	58
3.2. ІНСТРУМЕНТИ РОЗРОБКИ.....	59
3.3. ПРОГРАМНІ ПАКЕТИ.....	63
Висновки до розділу 3	67
РОЗДІЛ 4 ОГЛЯД РЕЗУЛЬТАТІВ ТЕСТУВАННЯ РОЗРОБЛЕНИХ МОДЕЛЕЙ	
.....	68
4.1. ОБРОБКА ДАНИХ	68
4.2. 1D-CNN.....	71
4.3. 2D-CNN	72
4.4. LSTM	76
4.5. ГІБРИДНА МЕРЕЖА	77

	10
Висновки до розділу 4.....	79
РОЗДІЛ 5 РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЕКТУ.....	80
5.1. ОПИС ІДЕЇ ПРОЕКТУ	80
5.2. ТЕХНОЛОГІЧНИЙ АУДИТ ІДЕЇ ПРОЕКТУ.....	82
5.3. АНАЛІЗ РИНКОВИХ МОЖЛИВОСТЕЙ ЗАПУСКУ ПРОЕКТУ	83
5.4. АНАЛІЗ РИНКОВОЇ СТРАТЕГІЇ ПРОЕКТУ	87
5.5. РОЗРОБКА МАРКЕТИНГОВОЇ ПРОГРАМИ	88
Висновки до розділу 5.....	90
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ.....	92
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	94
ДОДАТОК А	101
ДОДАТОК Б	104

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, ТЕРМІНІВ

NREM – Not Rapid Eye Movement

REM –Rapid Eye Movement

N1 – стадія дрімоти

N2 – стадія поверхневого сну

N3 – стадія глибокого сну

ПН – період неспанья

WASO – Wake Time After Sleep Onset

ПСГ – полісомнографія

ЕЕГ – електроенцефалографія

ЕМГ – електроміографія

ЕКГ – електрокардіографія

БРЛ – біорадіолокація

МН – машинне навчання

ВСТУП

Сон є невід'ємною частиною людського існування, і його розлади впливають на всі сфери діяльності людини. Сон займає більше третини часу нашого життя. Фізіологічно сон неоднорідний і має характерну структуру. Він включає в себе різні функціональні стани – фази і стадії, що чергуються в певній послідовності і утворюють цикли сну. Порушення природних циклів сну є ознакою розладів сну, які в свою чергу, можуть мати серйозні негативні наслідки для організму, такі як знижена працездатність, стомлюваність, порушення діяльності серцево-судинної і центральної нервової систем. Своєчасне діагностування розладів сну може виявити і попередити розвиток багатьох серйозних захворювань.

Золотий стандарт моніторингу сну - це оцінка експертами показників полісомнографії (ПСГ). Хоча такий метод є досить точним, витрати, пов'язані з дослідженнями ПСГ, обмежують її використання лише однією-двома ночами. До того ж, ПСГ вимагає щоб пацієнти спали в лікарняних умовах, з великою кількістю електродів, та знаходилися під наглядом клінічного персоналу. Всі ці фактори роблять даний метод не дуже зручним та недієздатним для щоденного моніторингу. Таким чином, розробка засобів для тривалого автоматичного визначення структури сну є актуальним завданням.

Мета і завдання дослідження

Метою даної роботи є розробка та реалізація нейронної мережі для класифікації стадій сну з використанням безконтактного біосенсора.

Досягнення поставленої мети передбачає вирішення таких *завдань*:

1. Огляд вітчизняних та зарубіжних джерел.
2. Вибір необхідних матеріалів та методів дослідження.
3. Аналіз існуючих нейронних мереж.
4. Розробка архітектури нейронної мережі.
5. Реалізація нейронної мережі.

Також слід зазначити виконання такого завдання як: *оформлення наукового пошуку у вигляді стартап-проекту.*

Об'єктом дослідження є класифікація стадій сну.

Предметом дослідження є використання нейронної мережі для класифікації стадій сну.

Методи дослідження: методи машинного навчання для вирішення задач класифікації. Для класифікації стадій сну у роботі пропонується метод на основі згорткової нейронної мережі (CNN) та довгої короткочасної пам'яті (LSTM). Варто також зазначити, що методи програмування були використані для реалізації алгоритму в практичних задачах. Інструментами для реалізації методів дослідження були: мова програмування Python та середовища розробки Anaconda та Jupyter Notebook.

Практичне значення одержаних результатів. Результати виконаної роботи будуть впроваджені в навчальний процес кафедри БМК з навчальної дисципліни «Методи та технології обчислювального інтелекту (ПВ 2; ЗО 3)» для забезпечення комп'ютерних практикумів зі спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» освітньої програми «Комп'ютерні технології в біології та медицині» другого (магістерського) рівня вищої освіти.

Публікації

Результати досліджень, які були проведені в рамках виконання магістерської дисертації, були опубліковані в наступних 2 наукових публікаціях:

1. *Іванова Я. О., Федорін І. В., Вдовиченко О. В. Огляд сучасних технологій для діагностики якості сну / Я. О. Іванова, І. В. Федорін, О. В. Вдовиченко // Науковий журнал «Біомедична інженерія і технологія». – 2021. – №2(6). – С.1-10.*

2. *Іванова Я. О., Федорін І. В. Класифікація фаз сну на основі біорадару за допомогою нейронної мережі CNN-LSTM / Я. О. Іванова, І. В. Федорін // Міжнародний науковий журнал "Інтернаука". — 2021. — №16. — С.72-77. <https://doi.org/10.25313/2520-2057-2021-16-7662>*

Структура дисертації

Магістерська дисертація за темою «Класифікація стадій сну з використанням безконтактного біосенсора на основі нейронної мережі CNN-LSTM» виконана студентом *Івановою Яною Олегівною* зі спеціальності 122

«Комп'ютерні науки» за освітньо-професійною програмою «Комп'ютерні технології в біології та медицині» побудована за класичним типом та викладена на 106 сторінках машинописного тексту. Вона складається зі вступу; 4 розділів («Огляд літературних джерел», «Методи автоматичної класифікації стадії сну», «Розробка алгоритмів класифікації стадій сну за допомогою нейронних мереж», «Огляд результатів тестування розроблених моделей»), розділу зі стартап проекту, висновків до кожного з цих розділів; загальних висновків; списку використаних джерел, який налічує 76 джерела (4 – на кирилиці, 72 – на латиниці) та додатків. В дисертації представлено 16 рисунків і 17 таблиць.

РОЗДІЛ 1

ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРНИХ ДЖЕРЕЛ

1.1. Розуміння проблематики

Сон відіграє важливу роль у фізичному здоров'ї людини і якості її життя. Захворювання сну, такі як безсоння та обструктивне апное, можуть викликати денну сонливість, депресію або навіть смерть [21]. Тому існує гостра потреба в ефективному способі діагностики і лікування захворювань, пов'язаних зі сном. Дослідження пов'язані із розладами сну є важливою галуззю медицини і беруть участь у вирішенні багатьох клінічних проблем.

Вивчення сну людини на різних стадіях має важливе значення для діагностики порушень сну. Порушення сну і розлади, такі як синдром апное, можуть мати руйнівні наслідки як для якості життя, так і для основних видів діяльності людини. Спостереження за пацієнтом протягом нічного сну і виявлення змін в режимі сну грає важливу роль в постановці точного діагнозу і реалізації відповідного плану лікування.

Сон - це структурований послідовний процес, що складається з п'яти етапів, які проходять циклічно. Цикл сон-неспанья складається з періоду неспанья (ПН), фаза повільного сну (Non-rapid eye movement, NREM), яка підрозділяється на стадії перехідного сну (N1), легкого сну (N2) і глибокого сну (N3), фаза швидкого сну (Rapid eye movement, REM) [23]. Стадія N3 іноді розглядається як дві окремі стадії (N3 і N4) і називається повільним сном [24]. Моніторинг цих різних стадій за допомогою записаної нервової, дихальної та серцевої активності під час сну може забезпечити оцінку сну у пацієнтів, які страждають порушеннями сну.

Оцінка сну раніше виконувалася з використанням стандартних методів оцінки сну людини, запропонованих Рехтшаффеном і Калес [63], які потім використовувалися в якості основи для нових критеріїв визначення стадії сну, визначених Американською академією медицини сну (AASM) [19]. Ці методи дозволяють аналізувати порушення сну, але страждають від дорогих і

заплутаних процедур, а також через неефективність ручної оцінки, яка може бути суб'єктивною, оскільки результати оцінки і висновки різних експертів різняться. Тому сьогодні велике значення має точне і ефективне автоматичне визначення стадій сну для поліпшення його оцінки для діагностики порушень сну. Одним з методів, що використовуються в даний час для моніторингу та оцінки сну, є полісомнографія (ПСГ). ПСГ включає одночасний запис декількох фізіологічних сигналів, таких як електроенцефалограма (ЕЕГ), електрокардіографія (ЕКГ), електроміографія (ЕМГ), електроокулограмми (ЕОГ), сатурація кисню і дихання пацієнта протягом ночі [73]. Потім записи поділяються на короткі періоди часу (30 секунд), звані епохами, які потім відносяться до різних стадії сну. Процедура зазвичай проводиться в добре обладнаному госпіталі досвідченим фахівцем зі сну, який переглядає записи ПСГ і визначає характер сну.

Хоча ПСГ є надзвичайно точною, витрати, пов'язані з проведенням процедури обмежують її використання однією-двома ночами даних. Оскільки, ПСГ аналізується вручну експертами-консультантами існує елемент мінливості. Варіабельність між оцінювачами з різних лабораторій може бути вищою в порівнянні з оцінками в одній лабораторії [41].

Були розроблені альтернативні пристрої, які дозволяють економічно ефективно та довго контролювати сон у домашніх умовах. Пристрої для актиграфії зап'ястя були ретельно перевірені [39, 42] і виявлено, що вони дуже чутливі (>95%), але погано специфічні (30%-40%) до сну. У цьому дослідженні оцінюється продуктивність технології безконтактного зондування. Пристрій є безконтактним і використовує радіочастотні хвилі наднизької потужності для контролю рухів суб'єкта в ліжку.

Біорадіолокація – це метод дистанційного виявлення і діагностики біологічних об'єктів, заснований на модуляції радіолокаційного сигналу коливальними рухами і переміщеннями органів. Радар випромінює імпульси, які відбиваються об'єктами і повертаються в приймач. Радар може виявляти кілька об'єктів і розділяти їх по відстані. Це дозволяє точно виміряти поведінку конкретної людини навіть в присутності кількох людей в ліжку, руху техніки або

інших предметів в кімнаті. Дана технологія нешкідлива для людей, оскільки висока частота дискретизації і велика смуга пропускання дозволяють використовувати хвилі, які передають менше енергії, ніж допустимий фоновий шум. Частоти дозволяють імпульсам проходити через м'який матеріал, такий як простирадла та одяг, і відбиватися тільки від більш щільних матеріалів, таких як людське тіло.

1.2. Аналіз існуючих рішень

Класифікація стадій сну - перший крок у діагностиці захворювань, пов'язаних зі сном [8, 37]. Вирішальним кроком в дослідженні сну є збір ПСГ даних. Дані ПСГ включають електроенцефалограму (ЕЕГ), електроміографію (ЕМГ) і електрокардіографію (ЕКГ), а також біофізіологічні сигнали пацієнта. Експерти вивчають різні записи часових рядів і призначають кожному часовому сегменту стадію сну відповідно до еталонну, наприклад, рекомендації Американської академії медицини сну (AASM) або Rechtschaffen and Kales (R & K).

Класифікація стадій сну вивчалася десятиліттями, і було розроблено безліч сучасних методів і клінічних додатків. У наступній літературі представлені кілька методів класифікації стадій сну для діагностики клінічних розладів: кластеризація [48], штучна нейронна мережа [5], дерева рішень [20], Empirical Mode Decomposition [64] і метод опорних векторів [29]. Однак ці традиційні методи в основному засновані на розпізнаванні біологічних сигналів і ручних функціях, витягнутих з попередньо оброблених сигналів, які схильні до локальної оптимізації. Крім того, структура сигналів людського мозку більш глибока, ніж існуюче розуміння людей, що може привести до втрати інформації при ручному витяганні ознак. Також, витяг ознак - трудомістке завдання, що потребує години кропіткої роботи експертів, що також може бути суб'єктивним. Перш за все, точність і зручність методів класифікації стадій сну є критичними факторами в діагностиці захворювань, пов'язаних зі сном.

Як зазначалося вище, визначення стадії сну традиційно виконується

експертами на основі візуального спостереження за сигналами ПСГ, що забирає багато часу, може привести до помилок і залежить від суб'єктивної думки. Таким чином, автоматичне визначення стадій сну може полегшити даний процес, прискорити діагностику порушень сну і принести користь дослідженням сну. У літературі були запропоновані різні методи, засновані на фізіологічних сигналах, для автоматизованого визначення стадії сну. Long та ін. [36] вираховували різні характеристики дихальної амплітуди, глибини і обсягу на основі сигналів і використовували лінійний дискримінантний класифікатор для виконання класифікації сну. Zhu та ін. [70] витягнули дев'ять ознак для класифікації за допомогою машини опорних векторів. Huang та ін. [18] використовували два канали сигналів ЕЕГ та витягували спектральні характеристики за допомогою перетворення Фур'є з сигналів і виконували класифікацію за допомогою методу релевантних векторів. Koch та ін. [26] запропонували метод, заснований на модулі латентного розподілу Діріхле, з використанням чотирьох каналних множинних фізіологічних сигналів (ЕЕГ і ЕОГ) для визначення стадії сну. Lajnef та ін. [28] використовували різні функції (дисперсію, асиметрію, ексцес, ентропію перестановок і метод опорних векторів декількох класів) для виконання автоматичної оцінки сну на основі багатоканальних сигналів ЕЕГ, ЕОГ і ЕМГ. Кауіксиоглу та ін. [22] запропонували схему вилучення ознак на основі моделі авторегресії-ковзного середнього і використовували регресію частково найменших квадратів для класифікації стадій сну. Acharya та ін. [2] запропонували новий метод класифікації стадій сну, заснований на спектрах високого порядку (HOS) і досяг точності 88,7% в ситуації з п'ятьма стадіями сну. Sharma та ін. [54] представили новий метод класифікації стадій сну, заснований на ітеративній фільтрації. Спочатку вони отримали огинаючі амплітуди і миттєву частоту (AM-FM) після виділення режиму з використанням ітеративного і дискретного алгоритму розподілу енергії (DESA), а потім використовували AM-FM для обчислення статистичних показників, які є вхідними даними, які є факторами для остаточних класифікаторів, що включають байєсовський метод, метод найближчий сусід, багатосаровий перцептрон, дерево рішень C4.5 і випадковий ліс. У випадку п'яти стадій сну середня точність склала 86,2%. Liang

та ін. [33] спочатку запропонував метод автоматичної оцінки сну, що поєднує моделі MSE і авторегресії (AR). Його загальна чутливість і коефіцієнт каппа можуть досягати рівня 88,1% і 81% в ситуації з п'ятьма стадіями сну відповідно. Acharya та ін. [1] представили всебічний порівняльний огляд і аналіз 29 нелінійних динамічних методів класифікації стадій сну. Щоб розробити надійну і точну портативну систему для величезного набору даних, Sharma та ін. [53] розробив нову систему ідентифікації стадій сну, засновану на новому наборі функцій на основі вейвлетів, витягнутих з великого набору даних ЕЕГ. Автори використовували логарифмічну енергію (LE) і фрактальну розмірність сигналу (SFD), а також ентропію вибірки сигналу (SSE) для вилучення характеристик з семи під діапазонів (SB), які розкладаються новим три смуговим часовим інтервалом. Він досяг точності 91,5% у випадку з п'ятьма стадіями сну з використанням SVM в якості класифікатора. Для кращої класифікації стадій сну Zhu та ін. [69] запропонували метод, заснований на особливостях графової області одноканального ЕЕГ. Отримали точність 87%. Для кращої класифікації стадій сну Chambon та ін. [6] запропонували перший підхід наскрізного глибокого навчання, який виконує автоматичну часову класифікацію стадій сну з використанням багатовимірних і багатомодельних сигналів ПСГ. Вони побудували загальну глибоку архітектуру, яка могла отримувати інформацію з каналів ЕЕГ, ЕОГ і ЕМГ і поміщати вивчені ознаки в остаточний класифікатор softmax. Класифікація часових стадій сну означає, що архітектура вчиться на часовому контексті кожної вибірки. Він може правильно класифікувати 91% стадій сну.

Найбільш широко використовуються методи класифікації обробки сигналів - це приховані марковські моделі (НММ). Підхід був розроблений Лоуренсом Рабинер і Бінг-Хван Хуангом для розпізнавання мови [61] і широко застосовується в інших областях, які зосереджені на обробці послідовностей. На жаль, цього методу до цих пір не вистачає, тому його продуктивність не досягла максимуму. Одним з недоліків є те, що оброблювані дані повинні бути одновимірними.

З народженням епохи глибокого навчання з'явилася одна альтернатива, яку

можна використовувати, реалізуючи глибокі гібридні мережі [50]. RNN має здатність обробляти послідовності, які вимагають інформації про зв'язок між одним сегментом даних з іншими сегментами, крім здатності відобразити взаємозв'язок між введенням і висновком. Механізм RNN є повторюваним, оскільки він приймає мережевий висновок для введення в систему [45]. Щоб максимізувати можливості RNN, був розроблений LSTM. Однак LSTM обробляє дані на основі послідовності в попередньому порядку. Отже, LSTM можна застосовувати в двонаправлених напрямках і перетворити в BLSTM.

Нещодавно дослідники запропонували модель глибокого навчання під назвою CNN, яка була натхненна результатами біологічного моделювання зорової кори головного мозку ссавців. У порівнянні з традиційними методами, він знижує складність мережі і кількість ваг через свою мережеву структуру з загальною вагою, яка схожа на біологічну нейронну мережу. Крім того, він спрощує процес обчислень завдяки своїй здатності класифікувати дані ЕЕГ без ручного вилучення ознак. CNN широко використовується в області розпізнавання об'єктів [32] і сегментації зображень [17]. Хоча використання CNN для класифікації ЕЕГ в даний час досить популярно [51, 58], цей метод можна вдосконалити. Tsinalis та ін. [62] використовували CNN для автоматичної оцінки стадій сну. Він був розроблений для вивчення спеціалізованих фільтрів для класифікації на основі одноканальної ЕЕГ без використання попередніх знань в предметній області. Хоча архітектура CNN показала дуже хорошу продуктивність в області класифікації, деякі дослідники додатково оптимізували архітектуру CNN для поставлених завдань. На сьогоднішній день модель Zhang та ін. [68] досягли найкращої загальної точності (96%) для класифікації стадій сну. Однак ця точність була досягнута з використанням приватного набору клінічних даних. Коли вони оцінили продуктивність своєї моделі з використанням набору даних Sleep-EDF, загальна оцінка точності склала 86,4%. Це було нижче точності, отриманої Zhu та ін. [72] (93,7%), які використовували одноканальні сигнали ЕЕГ з тієї ж бази даних. Унікальна особливість моделі, запропонованої Zhu та ін. був «attention mechanism», який вони включили в систему навчання CNN. Цей механізм поліпшив продуктивність моделі

вилучення ознак за рахунок внутрішньо- і межперіодного навчання ознак. Однак та ж модель показала більш низьку точність 82,8% при тестуванні на сигналах EEG з розширеною бази даних Sleep-EDF. Ще одна унікальна модель CNN була запропонована Cui та ін. [12], де використовувалися «fine-grained methods», щоб допомогти моделі CNN знайти кращий часовий сегмент в сигналах EEG. Дані методи створюють часові ряди з сигналів EEG. В основному, якщо часове вікно в «fine-grained methods» встановлено на 3, кожен 3 часові кроки за сигналами EEG будуть об'єднуватися в одноразовий сегмент, що знижує складність сигналів EEG. Шари в пропонуваній CNN були дрібними - 7 шарів, включаючи 2 згорткових шари. Проте, їм вдалося досягти високої загальної точності 92%.

Більш універсальна і послідовна модель CNN була запропонована Yildirim та ін. [66], яка представляла собою 19-шарову 1D-CNN модель з 10 згортковими шарами. Вона досяг точності вище 90% як в наборі даних Sleep-EDF, так і в його розширеній версії. Пікова точність була досягнута (91,2%), коли в якості вхідних даних використовувалася суміш сигналів ПСГ (EEG і EOG), але коли використовувалися одноканальні сигнали EOG, точність моделі знизилася до рівня нижче 90% (88,8% і 89,8%). Zhu [71] та Cui [13] показали, що моделі CNN з невеликою кількістю шарів можуть забезпечити високу ефективність класифікації стадій сну за рахунок поліпшення здатності вилучення ознак за допомогою додаткових інструментів, таких як «attention mechanism» або «fine-graining». З іншого боку, Yildirim та ін. [67] показали, що більш глибока модель CNN може забезпечити високу точність класифікації для різних вхідних даних записів ПСГ (EEG, EOG, EEG + EOG).

На відміну від моделей CNN, дуже мало досліджень автоматичної класифікації стадій сну проводилося з використанням моделей RNN / LSTM. Краща продуктивність була відзначена в дослідженні Hsu та ін. [16] ще в 2013 році, коли використовувалася 4-х рівнева модель RNN. Вони взяли структуру мережі Елмана і успішно класифікували різні стадії сну з загальним відсотком точності 87,2%. Аналогічна точність 86,7% була досягнута у Michielli та ін. [38], де була запропонована каскадна мережа RNN з 2 модулями LSTM. Два інших дослідження вивчали суміш сигналів для навчання моделей на основі RNN: Dong

та ін. [22] запропонували змішану нейронну мережу, в якій модель RNN була замінена на багатoshаровий перцептрон, а модель LSTM була замінена на модель RNN. Запропонована остаточна модель досягла точності 85,9% і 83,4% при використанні вхідних даних F4-EOG і Fp2-EOG, відповідно. І F4, і Fp2 були одноканальними сигналами EEG, записаними при різних положеннях електродів. Отже, входи F4-EOG і Fp2-EOG вважалися сумішшю сигналів (EEG + EOG). Згодом Phan та ін. [43] запропонували наскрізну ієрархічну модель RNN, відому як SeqSleepNet, яка складається з «attention» рекурентної моделі і filter bank шари. Короткочасне перетворення Фур'є використовувалося для перетворення декількох записів ПСГ, які потім подавалися для навчання запропонованої моделі. Модель досягла високого показника точності 87,1%, що є найвищим показником серед моделей на основі RNN / LSTM.

Існує мало досліджень, в яких використовувалися гібридні моделі. Краща гібридна модель для сигналів EEG була запропонована Seo та ін. [52]. Їх модель ITNet складалася з шарів CNN і двох двонаправлених шарів LSTM. Шари CNN відповідали за витяг характерних ознак в кожному епоху і створення послідовних карт ознак, які аналізувалися двонаправленими шарами LSTM для збору інформації про часові стадії сну [60, 43]. Дана модель досягла загальної оцінки точності 86,7% (база даних SHHS) в порівнянні з 83,9% при застосуванні до бази даних Sleep-EDF. З іншого боку, Mousavi та ін. [40] запропонував SleepEEGNet, модель CNN-RNN з двонаправленими блоками RNN. У порівнянні з тими ж базами даних Sleep-EDF дана модель показала більш високий загальний бал точності 84,3%. Однак запропонована ними модель досягла більш низького показника точності 80,0% з сигналами EEG від розширеної EDF-бази.

1.3. Технології для оцінки якості сну

Лабораторна ПСГ вже давно є золотим стандартом для оцінки фізіології сну в здорових та хворих пацієнтів. ПСГ є найбільш корисною для діагностики та лікування обструктивного апное сну, хоча менш поширені розлади також легко ідентифікуються лабораторною ПСГ, включаючи нарколепсію, розлад

поведінки сну при швидкому русі очей (REM), парасомнію NREM, і періодичні рухи кінцівок уві сні. Критерії діагностики деяких розладів сну, таких як синдром неспокійних ніг і безсоння, є суто клінічними. Безсоння, про яке повідомляє сам пацієнт, є важливою проблеми в розумінні цього поширеного розладу. По-перше, нерідко спостерігається невідповідність між суб'єктивним звітом про тривалість сну і неспання та об'єктивними результатами ПСГ. По-друге, відсутність об'єктивних даних обмежує здатність фенотипу пацієнтів з безсонням, обмеження, яке має наслідки, починаючи від епідеміологічних досліджень і закінчуючи розробкою терапевтичних стратегій.

Незважаючи на очевидну корисність ПСГ в клінічній медицині сну, питання вартості та незручностей спонукали до розробки портативних пристроїв, здатних оцінювати сон вдома. В даний час клінічне домашнє тестування спрямоване на порушення дихання уві сні, і нещодавно було переглянуто дані, що підтверджують використання пристроїв для домашнього апное [9, 10]. Хоча на сьогоднішній день домашні вимірювання сну зосереджені на діагностиці апное сну, пацієнти з безсонням також можуть отримати користь від прогресу в пристроях для моніторингу сну вдома.

Актиграфія зап'ястя, яка вимірює рух кінцівок, використовується протягом кількох десятиліть у різних контекстах, у тому числі у пацієнтів з безсонням; проте актиграфія не має широкого клінічного застосування. Наприклад, останні практичні параметри припускають актиграфію як варіант для розладів циркадного ритму і потенційно для додаткової оцінки безсоння [35]. Однак діагностичні класифікації безсоння, надані Американською академією медицини сну та 2 ISRN Neurology у посібнику з психіатричної діагностики та статистики, не містять жодних об'єктивних критеріїв. Незважаючи на великий опублікований досвід використання пристроїв на основі рухів зап'ястя в умовах досліджень [3, 49], актиграфія не користується широким клінічним застосуванням через обмежену корисність за межами розладів циркадного ритму, які часто очевидні лише з клінічної історії. Тим не менш, комерційно доступні пристрої моніторингу сну на основі рухів стають все більш поширеними на споживчому ринку здоров'я. Корисність таких пристроїв

нерегульованим з медичної точки зору залишається невизначеною.

Оздоровчі та клінічні ринки поділяють інтерес до покращених показників «реальних» моделей сну. Довготривалий моніторинг в місці проживання пацієнта дозволяє уникнути певних обмежень, які наявні при лабораторній ПСГ, таких як нетипове середовище для сну та дані лише однієї ночі. Сон – це динамічний процес, який змінюється від дня до дня, і тому важливо вимірювати кілька ночей сну з медичних, дослідницьких і оздоровчих міркувань. Пристрої домашнього моніторингу мають потенціал для створення більш реалістичної платформи, за допомогою якої можна фіксувати багато нічних даних про сон. Довготривалі дані, ймовірно, є неоціненним для виявлення внутрішніх моделей мінливості сну або для кореляції сну з іншими видами діяльності, таких як фізичні вправи, сон, їжа, кофеїн, алкоголь і стрес. Оскільки кожна з цих «інших видів діяльності» може змінюватися з дня на день, очікується, що виникнуть складні ефекти та взаємодії, що створює потребу у великих наборах даних для виявлення кореляції зі сном [31].

Кількісна оцінка сну у зв'язку з цими різноманітними факторами може бути досягнута лише за допомогою довготривалого моніторингу з клінічною метою індивідуалізованих оцінок та стратегій лікування. Ціль особистого здоров'я – моніторинг сну з метою оптимізації здоров'я також може бути досягнута за допомогою такого моніторингу та самовідстеження.

Моніторинг сну на основі сигналів мозкової активності:

iBrain – цей пристрій складається з головного убору, який записує ЕЕГ одного лобового відведення. Алгоритм, який використовується для обробки фронтального ЕЕГ, отримав 84% точності в порівнянні з ручним підрахунком сну і неспання у птахів. На веб-сайті компанії зазначено, що дослідження на людях проводяться, проте наразі немає жодних валідаційних досліджень. Дані з пристрою можна оновлювати через USB-накопичувач, який також заряджає пристрій. Пристрій може записувати дані кілька ночей.

Zeo – цей пристрій складається з еластичної пов'язки з тканинними датчиками на лобі, які визначають комбінацію сигналів електроенцефалограми (ЕЕГ), електроміограми лобової м'язової тканини (ЕМГ) та електроокулограми

(ЕОГ). Пристрій передає бездротовий зв'язок або на станцію прийому будильника, або на телефон для аналізу. Головною перевагою Zeo є можливість відносно легкого моніторингу сну з часом. Датчик можна використовувати щодня протягом кількох місяців, перш ніж сенсорні колодки потребують заміни. Запатентована модель нейронної мережі використовує потоки даних для відтворення класифікації неспання, легкого NREM, глибокого NREM і REM сну за 30-секундні епохи. Глибокий сон NREM відповідає повільному сну або стадії N3. Термін «глибокий» часто пов'язують з цією стадією через помітну високоамплітудну та низькочастотну модель сигналу ЕЕГ, а також через те, що пробудження з цієї стадії сну є найважчим. Хоча алгоритм Zeo надає більшу вагу в індексі якості сну цій стадії сну, в літературі мало доказів того, що кількість «глибокого» сну корелює з відчуттям бадьорості.

Легкий клас сну NREM насправді є комбінацією двох стадій сну NREM, відомих як N1 і N2. Однак це принципово різні стани, причому останній містить дві класичні ознаки сну, відомі як веретена сну і К-комплекси, тоді як перший не має захисних ознак і натомість характеризується легким уповільненням ЕЕГ. Фактично, стадія N2 представляє більшість часу сну у нормальної людини. Неможливо відрізнити N1 і N2 за допомогою цього пристрою, оскільки N1 і N2 сну об'єднуються в одну категорію.

Zeo нещодавно опублікував підтвердження свого алгоритму визначення сну, який спочатку був оптимізований за допомогою групи здорових дорослих у віці 21–60 років (67% чоловіків), а потім протестований в окремій групі з 26 здорових дорослих у віці 19–60 років (50% чоловік). Суб'єктам було проведено лабораторну ПСГ з одночасним моніторингом пов'язки на голову, який показав ~75% точності щодо оцінки епохи за епохою на всіх етапах сну-неспанья [25].

Слід зазначити, що два експерта, які підраховували дані ПСГ, показали лише 83% згоди, що можна розглядати як очевидну верхню межу продуктивності для будь-якого автоматизованого алгоритму підрахунку балів. Порівнюючи кожен фазу сну-неспанья з оцінкою ПСГ, Zeo правильно визначив 71% глибокого сну NREM і 64% неспанья, при цьому він краще виявляв легкий NREM і REM (по 86%).

Моніторинг сну на основі вегетативних сигналів:

Система запису Heally складається з сорочки з комбінацією вбудованих датчиків і електродів, які вимірюють дихальну та серцеву фізіологію, а також портів для додаткових електродів ЕМГ та ЕОГ. Невелике дослідження з шістьма здоровими пацієнтами було проведено вдома протягом кількох ночей, у ході якого оцінка сну проти неспання оцінювалася за неперевіреними критеріями (система оцінки людини класифікувала стан сну-неспанья за допомогою комбінації відеосигналів, ЕОГ та ЕМГ). Як і актиграфія на зап'ясті, сорочка переоцінила загальний час сну, а також кількість коротких пробуджень у порівнянні з оцінкою людини. Точність для суб'єктів на 80% узгоджувалася з оцінкою людини, подібно до точності, отриманої за допомогою актографії кінцівок.

M1 (SleepImage) – це медичний пристрій, що складається з невеликого блоку обробки та дротяного електрода, який прикріплюється до грудної клітки за допомогою клейких прокладок. Сигнали даних, що зберігаються локально в пристрої, включають електрокардіограму (ЕКГ), актографію та положення тіла. Сигнал актиграфії тулуба використовується для визначення загального часу сну, ефективності сну та кількості пробуджень, які відбуваються під час сну. Сигнали піддаються офлайновому аналізу через веб-сайт SleepImage. Компонент ЕКГ використовується для розрахунку частоти серцево-легеневої зв'язки, метрики, яка складається з комбінації дихальної варіабельності серцевого ритму (автономна функція) та коливань амплітуди зубця R, які пов'язані з механічними змінами дихання (положення серця та легенева тканина відносно поверхні шкіри). Цей алгоритм розрізняє «стабільний» і «нестабільний» сон NREM, використовуючи показник серцево-легеневої зв'язки, а не активність мозку, очей і м'язів, що використовується для стандартної класифікації сну N1, N2, N3 і REM. Далі описується взаємозв'язок між «стабільним» і «нестабільним» сном NREM та звичайними стадіями сну, отриманими за ЕЕГ.

Стабільний NREM пов'язаний в основному зі стадією N3, але також включає частини N2 і пов'язаний з частотою сполучення в діапазоні нормальної частоти дихання, яка становить близько 0,3 Гц. Ця модель відома як

високочастотне сполучення. Нестабільний сон NREM пов'язаний в основному зі стадією N1, але також і з частинами стадії N2, особливо коли сон N2 фрагментований або спостерігається «циклічний змінний образ». Цей шаблон пов'язаний із зв'язком у нижньому діапазоні (0,1 Гц) і відомий як низькочастотний зв'язок. REM-сон і неспання викликають подібні частоти зв'язку через подібне нерегулярне дихання. Ця модель відома як дуже низькочастотне сполучення і виникає на частотах нижче 0,01 Гц [33].

Моніторинг сну на основі руху:

Fitbit – це невеликий пристрій, який можна носити на зап'ясті, закріплювати на одязі або носити в кишені. Функції включають крокомір і висотомір (для підрахунку кроків або пройдених годин), функцію підрахунку калорій, виявлення руху за допомогою актографії та годинник. Аналіз руху дає стандартні показники, пов'язані зі сном, такі як відмінність між сном і неспання, загальний час сну, затримка сну та «індекс збудження» на основі епізодів руху під час передбачуваного часу сну.

Lark – це пристрій, що являє собою монітор актиграфії наручних годинників з безшумним вібраційним сигналом. Показники актиграфії включають загальну тривалість сну, затримку сну та «індекс якості сну» на основі рухів. Однак немає опублікованих звітів про підтвердження, які б порівнювали показники, отримані від Lark, зі стандартною актографією зап'ястя або даними ПСГ. Наразі для візуалізації даних пристрою потрібен iPhone, iPad або iTouch, хоча на веб-сайті вказується, що платформа Android недостатньо розвинена.

SleepTracker — це наручний годинник, який записує рух на основі актиграфії. Як і подібні пристрої на основі руху, веб-сайт заявляє про функцію розумного будильника, яка визначає оптимальні точки під час сну, щоб пробудитися, щоб відчувати себе свіжим. Годинник має аудіо-сигнал і вібросигнал. Дані про сон можна переглянути на веб-сайті після завантаження на USB, включаючи загальний час сну та показник «якості сну» на основі руху. Незважаючи на те, що немає опублікованих досліджень перевірки функції розумного будильника або точності сну-неспання, компанія провела тестування

на 18 дорослих, які пройшли одночасний лабораторний моніторинг сну на підозру на апное сну. У цьому дослідженні пристрій виявив більше 90% точних випадків порушення сну, але зв'язок виявлених подій з клінічно визначеними параметрами сну не перевірено.

Up (Jawbone) – це пристрій, схожий на браслет, який взаємодіє з iPhone. Пристрій слугує крокоміром, і хоча він повідомляє про різницю між «глибоким» і «легким» сном, немає опублікованих валідаційних досліджень, які б порівнювали пристрій з ПСГ або актиграфією зап'ястя. Пристрій також містить функцію розумного будильника, яка стверджує, що пробудить користувача в «оптимальний» час, але, знову ж таки, ця функція, про яку часто повідомляють, не має опублікованої перевірки.

Wake Mate – це браслет, який передає дані актиграфії на смартфон, щоб звітувати про основні показники сну, такі як загальний час сну, затримка сну, кількість пробуджень і оцінка «якості сну» на основі рухів. Сумісні інтерфейси включають телефони iPhone, Android та Blackberry. Як і вищезгадані пристрої, він також підтримує функцію розумного будильника, щоб визначити оптимальний час пробудження. На веб-сайті зазначено, що пристрій на 95–98% точний, ніж стандартна актиграфія [46].

Моніторинг сну на ліжку:

Повітряна подушка – це тонка наповнена повітрям подушка, призначена для розміщення на матраці. Датчик тиску реєструє частоту серцевих скорочень, частоту дихання, хропіння та рух тіла. На основі 27-ночних записів восьми студентів університету, які не мали суб'єктивних скарг на сон, було розроблено автоматизований алгоритм визначення стану сну з використанням сигналів серцевого ритму та руху. Алгоритм продемонстрував таке узгодження з даними ПСГ: 82,6% для сну NREM, 38,3% для сну REM і 70,5% для неспанья. Як це зазвичай буває з вегетативними показниками, швидкий сон і неспанья було важко розрізнити.

Вушний матрац IySense – цей пристрій являє собою п'єзоелектричний датчик, який поміщають під матрац. Система вимірює дихання, частоту серцевих скорочень, хропіння, кашель і рух. У дослідженні, доступному на їхньому веб-

сайті, за участю 40 дітей і 16 дорослих (які були оцінені на предмет скарг на сон), алгоритм байєсівського класифікатора, який поєднував особливості дихання та сигналів руху, відрізняв сон від неспання з помірною точністю порівняно з одночасним підрахунком ПСГ. На основі епохи за епохою сон був виявлений з чутливістю 84%, але специфічністю лише 30% (порівняно з неспанням); неспання було визначено точніше (чутливість 68% і специфічність 80%). Також було описано подальше розрізнення REM та NREM сну, але статистика точності не представлена. Однак, як повідомляється, REM був неправильно призначений для періодів легкого NREM сну та суміжних епох неспання.

Датчик ліжка Emfit. Ця система складається з електродів з фольги Emfit, розміщених під пінопластовим матрацом, які записують дані про рух, частоту дихання та серцевий ритм. Ці потоки даних потім були піддані алгоритмам машинного навчання для оптимізації узгодження з оцінкою ПСГ людини у вибірці з 17 здорових дорослих. Алгоритм матраца показав узгодження на 71% з даними ПСГ. Неспання і швидкий сон було найважче розрізнити, оскільки ці два стани найчастіше неправильно класифікували. У подібному дослідженні з використанням фольгованих електродів Emfit оцінка сну одинадцяти здорових учасниць була помірно точною порівняно з ПСГ із згодою 76%.

Домашня станція здоров'я (TERVA) – це комплексна система, призначена для встановлення в домі пацієнта для запису та відображення артеріального тиску, температури, частоти дихання, частоти серцевих скорочень, активності та суб'єктивних записів у щоденнику. Система включає в себе ліжку, чутливе до статичного заряду, розроблене системою Biomatt Monitoring, яка вимірює частоту серцевих скорочень, частоту дихання та час, проведений у «тихому» сні, на основі даних про рух. Попередні дослідження виявили, що точність ліжка, чутливого до статичного заряду, становить від 86% до 98% для класифікації неспання та сну [62].

BiancaMed – цей пристрій являє собою радіочастотний монітор, який використовує частоти 5,8 ГГц для виявлення рухів тіла. Дослідження Sleep Minder проводили шляхом розміщення датчика над і збоку від ліжка, наприклад, на тумбочці. Він був найбільш точним при розміщенні в межах 0,5 метра від

ліжка з максимальною відстанню 2,5 метра. Розрізнення сну та неспання показало 78% точність у популяції з 153 осіб, які пройшли моніторинг ПСГ на предмет підозри на апное сну. Загальний час сну було завищено, що зазвичай буває з виявленням руху за допомогою пристроїв, що носять актиграфію. Продуктивність пристрою була менш точною при розрізненні сну в режимі неспання, швидкого сну та сну N1, але повідомила про 96% точність у класифікації повільного сну.

Система Touch Free Life Care – це ліжковий датчик, який може передавати інформацію для віддаленого моніторингу. Цей пристрій можна помістити під будь-який стандартний матрац, він бездротовим способом передає дані про частоту серцевих скорочень, частоту дихання та рух. «Оцінка якості» сну формується на основі комбінації тривалості сну, неспокій, частоти серцевих скорочень і частоти дихання. Проте підтверджені дослідження цього показника якості сну недоступні.

Інші пристрої з можливістю моніторингу сну:

Bio Harness – цей пристрій, схожий на жилет, що кріпиться на грудях і реєструє частоту дихання, частоту серцевих скорочень, температуру шкіри, рухову активність і положення тіла. Дані можна передавати бездротовим способом для віддаленого моніторингу.

Health Vest (Smart Life Tech) – це цілісний предмет одягу з електродами, вбудованими в сорочку. Частоту дихання, частоту серцевих скорочень і положення тіла можна вимірювати та контролювати дистанційно.

Life Shirt (Rae Systems). Цей монітор являє собою облягаючий одяг, який вимірює різні аспекти фізіології дихання та серця, рух, температуру шкіри та положення тіла за допомогою комбінації датчиків, вбудованих у тканину, у поєднанні з сухими або клейкими електродами, включаючи можливість віддаленого моніторингу за допомогою бездротової передачі. Незважаючи на те, що автори описують попередні висновки щодо використання сорочки або сну, наразі немає даних про підтвердження.

Радіочастотні монітори були розроблені для виявлення рухів сплячого об'єкта як засіб для ненав'язливого спостереження. Досліджували використання

сигналів НВЧ діапазону (26,5–40 ГГц, які часто використовуються при радіолокаційному детектуванні. Точність приладу у вимірюванні частоти серцевих скорочень становила близько 80% порівняно з датчиком пульсу на кінчику пальця, залежно від положення тіла. Система пропонується як спосіб спостереження за пацієнтами вдома на предмет апное сну, але такі алгоритми ще не розроблені [31].

Пов'язка SenseWear (BodyMedia). Цей пристрій використовує комбінацію датчиків, включаючи акселерометр, а також датчики теплового потоку, температури та гальванічної реакції шкіри. Пов'язка узгоджується в 85,3% випадків з даними ПСГ при визначенні стану сну та неспання.

Сорочка SmartShirt (Sensatex) – це бавовняна футболка, яка використовує датчики всередині тканини для вимірювання та передачі даних в режимі реального часу про частоту серцевих скорочень, температуру тіла та рух.

Розумна сорочка (Numetrex). Ця лінія одягу містить чутливі волокна в тканині. Датчики записують частоту серцевих скорочень для перегляду на приймачі годинника, що додається.

Wealthy – цей пристрій являє собою облягаючий одяг, який використовує пневмографію для визначення дихання, п'єзорезистивні датчики та акселерометри для визначення руху та положення, а також датчики для відстеження температури тіла та частоти серцевих скорочень. Сорочка може зберігати дані локально або передавати дані через bluetooth.

Vivago – цей наручний пристрій має чотириденний період адаптації до певної активності, після якого він відстежує рух, температуру шкіри та провідність шкіри, а також місцезнаходження пацієнта в лікарні та дистанційно передає дані. Пристрій був розроблений як автоматична сигналізація для людей похилого віку та хронічно хворих.

Наручний пристрій AMON – пристрій являє собою браслет, який віддалено передає частоту серцевих скорочень, кров'яний тиск, насичення киснем і температуру шкіри. Крім того, він має акселерометр і може функціонувати як автоматична сигналізація. Пристрій було випробувано на 33 здорових дорослих добровольцях під час неспання; порівняно зі стандартними лабораторними

приладами він мав різний ступінь точності при вимірюванні артеріального тиску, насичення киснем та частоти серцевих скорочень.

Носимі монітори та пасивні позатілесні сенсори стають все популярнішими як нові стратегії для запису та передачі різних фізіологічних сигналів. Їх медичне та оздоровче застосування є широким і включає вимірювання режиму сну та потенційної якості сну. Однак дослідження повинні йти паралельно за цією зростаючою, щоб забезпечити відповідні перевірки та розуміння обмежень кожного пристрою, та щоб максимізувати корисність домашнього моніторингу.

Рецензовані дослідження залишаються золотим стандартом у біомедичному співтоваристві, але вимоги до пристроїв для здоров'я та оздоровлення не повсюдно відповідають подібним стандартам. Це має вирішальне значення в області моніторингу сну, оскільки порушення сну або сон, який не освіжає, може бути пов'язаний з низкою медичних і психічних розладів і може вимагати консультації лікаря.

Двома основними міркуваннями є вартість та комфорт, оскільки це, можливо, основні фактори, що обмежують сферу реалізації. З точки зору витрат, слід враховувати як початкові витрати, так і поточні витрати (одноразові частини або програмне забезпечення/доступ до веб-сайту). Частина тіла, задіяна в пристроях на основі контакту (наголів'я, браслет, сорочка тощо), може впливати на такі фактори, як комфорт та цілісність запису.

Слід враховувати те, чи може пристрій впасти або на нього вплине розташування предмета — важливо, що ці фактори можуть різнитися від людини до людини. Термін служби батареї та спосіб/частота підзарядки також можуть відігравати певну роль у сприйнятті споживачами, особливо для пристроїв, призначених для тривалого багаторазового моніторингу. Нарешті, важливо враховувати стійкість до різних факторів, присутніх у середовищі сну, таких як рухи тіла, пітливість, температура, вологість і партнер по ліжку (наприклад, рухи, звуки або порушення сну партнера по ліжку можуть вплинути на дані).

Основне значення програмного забезпечення для моніторингу сну — це простота використання. Спосіб доступу до даних може вплинути на прийняття

користувача. У деяких випадках дані обробляються для аналітики вихідних даних, але не зберігаються в їх первинній формі. Це має переваги щодо мінімізації потреб у зберіганні даних і може бути оптимальним для аналізу в реальному часі та використання в польових умовах. Хоча збереження вихідних даних для аналізу в автономному режимі має перевагу, що полегшує вдосконалення алгоритму, потреба в пам'яті та/або часте завантаження на сервер може бути громіздким.

Клінічна парадигма моніторингу сну пацієнтів включає дві основні стратегії: лабораторна ПСГ і домашній щоденник. ПСГ багата на інформацію, але має серйозні обмеження неприродного середовища та знімків на одну ніч. Підхід до щоденника фіксує досвід людини в її домашньому середовищі, але йому бракує об'єктивності. Домашні моніторинги сну дають можливість подолати ці дві крайнощі, забезпечуючи деякі об'єктивні показники понаднормової роботи, в ідеалі паралельно з суб'єктивними щоденниковими звітами. Таким чином можна виявити закономірності у сні та симптоми на індивідуальному рівні.

Довготривалий аспект дає змогу аналізувати протягом декількох часових масштабів, оскільки у деяких людей можуть спостерігатися коливання сну або симптомів протягом днів, тижнів, місяців, сезонів. У міру того, як можна виявити мінливість, стає можливим пов'язати цю мінливість з такою поведінкою, як кофеїн, алкоголь, ліки, стрес і фізичні вправи — в принципі, будь-який фактор, який людина може виміряти, сподіваючись знайти кореляцію сну. Якщо кореляції можна визначити, це відкриває можливість реалізувати персоналізовані плани модифікації поведінки для оптимізації сну. Деяким людям для покращення сну може бути проведено певне медичне або психіатричне лікування, а домашній монітор може надавати додатковий показник результату паралельно з суб'єктивною реакцією.

Нарешті, з точки зору досліджень і прогресу, можливість додавати об'єктивні вимірювання сну є перспективною для покращення здатності фенотипу розладів сну, таких як безсоння, які наразі мають суто суб'єктивні критерії. Такі вдосконалення теоретично можуть сприяти кращому розумінню

того, які види лікування (рецепти чи альтернативні методи лікування чи поведінкові втручання) можуть бути найбільш корисними.

Варто зазначити, що термін «точність» може мати кілька значень. Стандартний спосіб звітності про діагностичні тести в медицині передбачає чутливість і специфічність при перевірці за золотим стандартом. У діагностичних тестах, як правило, вважається, що хвороба є або відсутня, а результат тесту є позитивним або негативним. У цьому випадку чутливість відноситься до частини пацієнтів із захворюванням, які мають позитивний результат, а специфічність — до частини пацієнтів без захворювання, які мають негативний результат. Точність – це термін, який включає чутливість і специфічність, але сильно залежить від фактичної кількості захворювань у порівнянні зі здоровими особами, які тестуються (тобто від поширеності або попередньої ймовірності захворювання). Зокрема, точність відноситься до суми справжніх позитивних і справжніх негативних результатів, поділену на всіх випробуваних.

Висновки до розділу 1

У даному розділі було проведено огляд публікацій щодо методів класифікації стадій сну. У більшості досліджень в якості вхідних даних використовуються сигнали ЕЕГ. Як правило, алгоритми на основі ЕЕГ можуть досягати високої точності. Однак отримання сигналів ЕЕГ є складним процесом і може порушити природний сон або змінити режим сну. Було запропоновано безліч заснованих на машинному навчанні методів автоматичної класифікації стадій сну. ЕКГ і методи з іншими видами хвиль, наприклад балістокардіографія, також використовуються для оцінки сну. Багато досліджень були зосереджені на отриманні інформативних характеристик з дихальних сигналів.

Використання класифікації стадій сну вивчається протягом кількох років, і вже розроблений ряд автоматичних методів стадій сну. У літературних джерелах показано кілька успішних прикладів класифікації стадій сну: кластеризація з використанням методу К-середніх, штучна нейронна мережа,

метод випадкових лісів, машина опорних векторів, спектральний аналіз, аналіз нелінійних ознак, тощо CNN вже кілька років привертає до себе велику увагу. В останні кілька десятиліть було проведено безліч досліджень по використанню CNN для класифікації стадій сну.

РОЗДІЛ 2

МЕТОДИ АВТОМАТИЧНОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ СТАДІЇ СНУ

Сон має вирішальне значення для підтримки і регулювання різних біологічних функцій на молекулярному рівні [30], що допомагає людям відновити фізичне і психічне благополуччя і правильну роботу мозку. Існує два основних типи сну: NREM і REM. NREM-сон складається з чотирьох стадій, після яких він переходить в стадію REM-сну.

Стадії NREM і REM пов'язані і циклічно чергуються в процесі сну. На жаль, порушеннями сну, які призводять до погіршення якості сну, часто нехтують. Stranges та ін. [59] підкреслили, що проблеми зі сном - це загроза глобальної охорони здоров'я. У своєму дослідженні набори даних Всесвітньої організації охорони здоров'я та Міжнародної мережі з демографічної оцінки населення і їх здоров'я використовувалися для вивчення поширеності проблем зі сном в країнах з низьким рівнем доходів. Повідомлялося, що 16,6% дорослого населення, а це приблизно 150 мільйонів людей, мають проблеми зі сном, і поточні тенденції вказують на те, що до 2030 року ця цифра збільшиться до 260 мільйонів.

На сьогоднішній день оцінка стадій сну проводиться вручну експертами [55]. Однак фахівці мають обмежені можливості для обробки змін ЕЕГ і вивчення різних правил оцінки стадій сну для різних записів ПСГ. Крім того, оцінки експертів схильні до варіабельності, що може негативно вплинути на якість [11]. Ще одним важливим фактором, що впливає на оцінку стадій сну, є зручність пацієнта і вартість діагностики.

Лабораторія сну є строго контрольованим середовищем, що вимагає спеціальних приміщень і висококваліфікованого персоналу. Отже, лабораторії сну, як правило, знаходяться в міських центрах, і пацієнти повинні приїжджати туди, щоб провести в установі одну або кілька ночей. Ці фактори роблять лабораторії сну незручними для пацієнтів, а вартість постановки діагнозу високою. Інші методи діагностики, такі як портативні пристрої для моніторингу стадій сну, мають деякі переваги, такі як доступність для пацієнтів, низька

вартість і краща зручність використання. Однак ці переваги не перекривають низку недоліків, таких як наявність діагностичних обмежень, відмова пристрою, проблеми з надійністю і недооцінка індексу апное / гіпопное [34]. Для поліпшення ситуації потрібна фундаментальна зміна процесу оцінки стадій сну. Потрібні машини, які зможуть замінити працю експертів. Це можна зробити тільки за допомогою систем, які розуміють стадії сну багато в чому так само, як це роблять люди. Глибоке навчання (DL) - метод механізації роботи над знаннями, такий як оцінка стадій сну.

2.1. Структура сну

Архітектура сну відноситься до базової структурної організації нормального сну. Існує два типи сну: сон без швидкого руху очей (NREM) і сон зі швидким рухом очей (REM). NREM-сон поділяється на стадії 1, 2, 3 і 4. Кожен з них має унікальні характеристики, включаючи варіації моделей мозкових хвиль, рухів очей і тону м'язів. Цикли та стадії сну були виявлені за допомогою записів електроенцефалографії (ЕЕГ), яка відстежує електричні моделі активності мозку.

Епізод сну починається з короткого періоду NREM стадії 1, що переходить до стадії 2, потім йдуть стадії 3 і 4 і, нарешті, до REM. Однак людина не перебуває у фазі швидкого сну до кінця ночі, а скоріше переходить між стадіями NREM і REM протягом ночі. NREM-сон становить приблизно 75-80 відсотків загального часу, проведеного уві сні, а REM-сон складає решту 20-25 відсотків. Середня тривалість першого циклу сну NREM-REM становить від 70 до 100 хвилин. Другий і пізніший цикли триваліший — приблизно від 90 до 120 хвилин. У нормальних дорослих фаза швидкого сну збільшується впродовж ночі і є найдовшою в останній третині епізоду сну. У міру розвитку епізоду сну 2 стадія починає припадати на більшу частину сну NREM, а стадії 3 і 4 іноді можуть взагалі зникати.

Кожна з чотирьох стадій сну NREM пов'язана з окремою мозковою активністю та фізіологією.

Тривалість кожної стадії наведена в таблиці 2.1.1.

Таблиця 2.1.1

Тривалість стадій сну

Стадія	Тип сну	Позначення	Тривалість
Стадія 1	NREM	N1	1-5 хвилин
Стадія 2	NREM	N2	10-60 хвилин
Стадія 3	NREM	N3, SWS	20-40 хвилин
Стадія 4	REM	REM-сон	10-60 хвилин

Перша стадія:

Сон NREM стадії 1 виконує перехідну роль у циклі сну. Окрім новонароджених дітей та тих, хто страждає на нарколепсію та інші специфічні неврологічні розлади, епізод сну середньої людини починається на стадії NREM 1. Ця стадія зазвичай триває від 1 до 7 хвилин у початковому циклі, що становить від 2 до 5 відсотків загального сну, і легко переривається через руйнівний шум. Активність мозку на ЕЕГ на стадії 1 переходить від неспання (позначеного ритмічними альфа-хвилями) до низьковольтних хвиль змішаної частоти. Альфа-хвилі пов'язані зі станом неспання релаксації і характеризуються частотою від 8 до 13 циклів в секунду.

Друга стадія:

Стадія 2 триває приблизно від 10 до 25 хвилин у початковому циклі і подовжується з кожним наступним циклом, в кінцевому підсумку становить від 45 до 55 відсотків загального епізоду сну. Людині, що перебуває на 2 стадії сну, для пробудження потрібні більш інтенсивні стимули, ніж на стадії 1. Активність мозку на ЕЕГ демонструє відносно низьковольтну змішану активність, що характеризується наявністю веретена сну та К-комплексів. Існує гіпотеза, що веретена сну важливі для консолідації пам'яті.

Стадії 3 і 4, повільний сон:

Стадії сну 3 і 4 спільно називають повільним сном (SWS), більшість з яких відбувається протягом першої третини ночі. Кожен має відмінні характеристики. Стадія 3 триває всього кілька хвилин і становить приблизно 3-8 відсотків сну. ЕЕГ показує підвищену високовольтну повільнохвильову активність.

Остання стадія NREM - це стадія 4, яка триває приблизно від 20 до 40 хвилин у першому циклі і становить приблизно 10-15 відсотків сну. Поріг збудження є найвищим для всіх стадій NREM на стадії 4. Ця стадія характеризується підвищеною кількістю високовольтної повільнохвильової активності на ЕЕГ [44].

REM-сон:

REM-сон визначається наявністю десинхронізованої (низької напруги, змішаної частоти) активності мозкових хвиль, атонії м'язів і спалахів швидких рухів очей. Форми «пилчастих» хвиль, тета-активність (від 3 до 7 відліків в секунду) і повільна альфа-активність також характеризують швидкий сон. Під час початкового циклу період REM може тривати лише від 1 до 5 хвилин; однак, він поступово подовжується в міру розвитку епізоду сну. Існують численні фізіологічні відмінності між NREM і REM сном (таблиця 2.1.2).

Таблиця 2.1.2

Фізіологічні зміни під час NREM та REM сну

Фізіологічний процес	NREM	REM
Діяльність мозку	Зменшується від неспання	Збільшення рухової та сенсорної областей, тоді як інші області подібні до NREM
Пульс	Сповільнюється	Збільшується та змінюється порівняно з NREM
Кров'яний тиск	Зменшується	Збільшується (до 30 відсотків) і відрізняється від NREM
Діяльність симпатичної нервової системи	Зменшується від неспання	Значно збільшується
М'язовий тонус	Подібний до періоду неспання	Відсутня
Приплив крові до мозку	Зменшується	Збільшується від NREM, залежно від області мозку
Дихання	Зменшується	Збільшується і відрізняється від NREM, але може показувати короткі зупинки; кашель
Опір дихальних шляхів	Збільшується	Збільшується і змінюється від періоду неспання
Температура тіла	Регулюється при нижчій заданій точці, ніж стан неспання; тремтіння, яке починається при нижчій температурі, ніж під час неспання.	Не регулюється; відсутність тремтіння або пітливості; температура змінюється в бік локального середовища

Сновидіння найчастіше асоціюються з швидким сном. Втрата м'язового тону та рефлексів, ймовірно, виконує важливу функцію, оскільки не дозволяє людині «втільювати» свої сни чи кошмари під час сну. Приблизно 80 відсотків пригадування яскравих снів виникає після збудження з цієї стадії сну. REM-сон також може бути важливим для консолідації пам'яті.

Під час сну відбуваються й інші зміни системи організму. Як правило, ці зміни добре переносяться здоровими людьми, але вони можуть порушити іноді крихкий баланс людей з уразливими системами, наприклад, із серцево-судинними захворюваннями. Фізіологічні зміни також відбуваються в таких системах:

Серцево-судинні. Зміни артеріального тиску та частоти серцевих скорочень відбуваються під час сну і в першу чергу визначаються активністю вегетативної нервової системи. Наприклад, короточасне підвищення артеріального тиску та частоти серцевих скорочень відбувається при К-комплексах, збудженнях і рухах тіла. Крім того, існує підвищений ризик інфаркту міокарда вранці через різке збільшення частоти серцевих скорочень і артеріального тиску, які супроводжують пробудження.

Активність симпатичного нерва. Активність симпатичної нервової системи зменшується в міру поглиблення сну NREM; однак під час сну NREM спостерігається сплеск активності симпатичної нервової системи через короточасне підвищення артеріального тиску та частоти серцевих скорочень, що слідує за К-комплексами. Порівняно з неспання, спостерігається підвищення активності під час швидкого сну.

Дихальна. Вентиляція та дихальний потік змінюються під час сну і стають дедалі швидшими та більш непостійними, особливо під час швидкого сну. Дані про вентиляцію легенів під час швидкого сну дещо неясні, але вони свідчать про те, що гіповентиляція (недостатня вентиляція легенів, що призводить до зниження вмісту кисню або збільшення вмісту вуглекислого газу в крові або обох) відбувається так само, як і під час сну NREM. Кілька факторів сприяють гіповентиляції під час NREM і, можливо, REM, сну, таких як зниження тону м'язів глотки. Крім того, під час швидкого сну зменшується рух грудної клітки і

збільшується опір верхніх дихальних шляхів через втрату тонуусу міжреберних і верхніх м'язів дихальних шляхів. Загалом, вентиляція та дихальний потік демонструють менш ефективні адаптаційні реакції під час сну. Кашльовий рефлекс, який зазвичай реагує на подразники в дихальних шляхах, пригнічується під час REM і NREM сну. Гіпоксична вентиляційна реакція також нижча під час сну NREM, ніж під час неспання, і ще більше зменшується під час сну REM. Аналогічно, реакція збудження на опір дихання (наприклад, опір вдиху або видиху) є найнижчою на стадіях 3 і 4 сну [46].

Церебральний кровообіг. Сон NREM пов'язаний зі значним зниженням кровотоку та метаболізму, тоді як загальний кровотік і метаболізм у сні REM можна порівняти з неспанням. Проте метаболізм і кровотік посилюються в певних областях мозку під час швидкого сну, у порівнянні з неспанням, наприклад, лімбічна система (яка пов'язана з емоціями).

Нирки. Під час сну зменшується виведення натрію, калію, хлориду та кальцію, що забезпечує більш концентрований та зменшений потік сечі. Зміни, що відбуваються під час сну у функції нирок, є складними і включають зміни ниркового кровотоку, клубочкової фільтрації, секреції гормонів і симпатичної нейростимуляції.

Ендокринна система. На ендокринні функції, такі як гормон росту, гормон щитовидної залози та секреція мелатоніну, впливає сон. Секреція гормону росту зазвичай відбувається протягом перших кількох годин після сну і зазвичай відбувається під час SWS, тоді як секреція гормону щитовидної залози відбувається пізно ввечері. На мелатонін, який викликає сонливість, ймовірно, зменшуючи тривожний ефект, впливає цикл світло-темрява.

Вважається, що система «сон-неспання» регулюється взаємодією двох основних процесів, одного, який сприяє сну (процес S), а іншого підтримує неспання (процес C). Процес S є гомеостатичним приводом до сну. Потреба у сні (процес S) накопичується протягом дня, досягає піку безпосередньо перед сном вночі і зникає протягом ночі.

Процес С сприяє пробудженню і регулюється циркадною системою. Процес С розвивається протягом дня, слугуючи для протидії процесу S та сприяння неспанню та пильності. Однак ця система, що сприяє пробудженню, починає знижуватися перед сном, що сприяє зміцненню сну, оскільки потреба у сні зникає протягом ночі. При достатньому нічному відпочинку гомеостатичний потяг до сну знижується, циркадний потяг до неспання починає посилюватися, і цикл починається спочатку. За відсутності процесу С загальний час сну залишається незмінним, але випадковим чином розподіляється на день і ніч; отже, процес С також працює для консолідації сну та пробудження в досить різні епізоди. Важливо, що завдяки синхронізації циркадної системи процес С допомагає підтримувати цикли сну-неспання у координації з циклами світла і темряви навколишнього середовища.

Процес сну S регулюється нейронами, які вимикають системи збудження, таким чином дозволяючи мозку заснути. Багато з цих нейронів знаходяться в преоптичній області гіпоталамуса. Ці нейрони, що містять молекули, які пригнічують нейронну комунікацію, вимикають системи збудження під час сну. Втрата цих нервових клітин викликає глибоке безсоння. Вхідні дані з інших областей мозку також сильно впливають на систему сну. До них відносяться вхідні дані з нижнього стовбура мозку, які передають інформацію про стан тіла, а також з емоційних і когнітивних областей переднього мозку.

Архітектура сну постійно і значно змінюється з віком. Від дитинства до зрілого віку спостерігаються помітні зміни в тому, як ініціюється і підтримується сон, у відсотках часу, проведеного на кожній стадії сну, і в загальній ефективності сну (тобто, наскільки успішно починається і підтримується сон). Загальна тенденція полягає в тому, що ефективність сну знижується з віком.

При народженні час сну розподіляється рівномірно вдень і вночі протягом перших кількох тижнів, без регулярного ритму або концентрації сну та неспання. Новонароджені сплять приблизно від 16 до 18 годин на добу; однак він є переривчастим, при цьому найдовший безперервний епізод сну триває лише 2,5-4 години. У новонароджених є три типи сну: спокійний сон (подібний до NREM), активний сон (аналог REM) і невизначений сон. Початок сну відбувається через

REM, а не на NREM, і кожен епізод сну складається лише з одного або двох циклів. Ця характерна архітектура сну виникає в основному через те, що циркадні ритми ще не повністю вивчені.

Циркадні ритми починають виникати приблизно у віці від 2 до 3 місяців, що призводить до консолідації сну, що проявляється у більшій тривалості неспання протягом дня і триваліших періодах сну вночі. Розвиток циркадного ритму в перші 3 місяці включає: появу 24-годинного циклу температури тіла (1-місячний вік); прогресування нічного сну (2-місячний вік); і цикл гормонів мелатоніну та кортизолу в циркадному ритмі (3-місячний вік).

Цикли сну також змінюються через появу циркадного ритму та більшої реакції на соціальні сигнали (наприклад, годування груддю та режим перед сном). До 3-місячного віку цикли сну стають більш регулярними: настання сну тепер починається з NREM, REM сон зменшується і переміщується на більш пізню частину циклу сну, а загальний цикл сну NREM і REM зазвичай становить 50 хвилин. До 6-місячного віку загальний час сну дещо зменшується, а найдовший безперервний епізод сну подовжується приблизно до 6 годин. Коли цикли сну дозрівають, типовий параліч м'язів швидкого сну замінює схильність до рухів у так званому «активному сні» новонародженого. До 12 місяців немовля зазвичай спить від 14 до 15 годин на добу, причому більшість сну консолідується ввечері і протягом одного-двох періодів сну протягом дня.

Існує обмежена кількість досліджень, які розглядають нормальну архітектуру сну у малих дітей; одна тенденція, яка здається, є послідовною, полягає в тому, що кількість сну зменшується, коли дитина стає старшою. Зменшення не можна пояснити лише фізіологічними вимогами, оскільки культурне середовище та соціальні зміни також впливають на зміну характеристик сну у дітей раннього віку. Загальний час сну зменшується на 2 години від 2 до 5 років (11 годин). У соціальному плані скорочення часу сну може бути результатом зменшення денного сну, оскільки більшість дітей припиняють дрімати у віці від 3 до 5 років.

З фізіологічної точки зору було припущено, що до моменту вступу до школи (зазвичай 6 років) діти починають звикати до циркадної фази сну. Однак

старші діти значно частіше відчують труднощі з ініціюванням і підтримкою сну, ніж діти молодшого віку [27].

Між пубертатним розвитком і сном існує складний і двонаправлений зв'язок. Встановлено, що підліткам потрібно від 9 до 10 годин сну, хоча лише деякі підлітки отримують достатній сон.

SWS і час затримки сну поступово зменшуються з прогресуванням пубертатного розвитку; однак час, проведений на стадії 2, збільшується. Ці зміни, ймовірно, частково зумовлені пубертатними та гормональними змінами, які супроводжують початок статевого дозрівання. Наприклад, у середині статевого дозрівання спостерігається значно більша денна сонливість, ніж на ранніх стадіях статевого дозрівання. У більш зрілих підлітків сонливість вдень і ввечері вища, ніж у молодших людей. З віком загальний час сну зменшується, як і швидкий сон. Однак, якщо час сну фіксований, тривалість швидкого сну залишається постійною.

Архітектура сну продовжує змінюватися з віком. Двома основними ознаками вікових змін сну є більш ранній час пробудження і зниження консолідації сну. Характерною віковою зміною є тенденція до більш раннього засинання. Люди похилого віку (приблизно від 65 до 75 років) зазвичай прокидаються на 1,33 години раніше і лягають спати на 1,07 години раніше, ніж молодші дорослі (приблизно у віці від 20 до 30 років). Немає остаточних досліджень, які б продемонстрували, чому літні люди відчують більш раннє пробудження, незважаючи на зниження ефективності сну, але однією з гіпотез може бути просунутий циркадний кардіостимулятор, який супроводжує вік. Неясно, чи пов'язано це з тим, що літні люди відчують підвищену чутливість до світла. Тим не менш, наслідками розвиненого циркадного ритму є підвищення температури тіла на 1 годину рано вранці та порушення ритмів секреції мелатоніну та кортизолу з циркадними годинами.

Молодші дорослі можуть відчувати короткі пробудження, але вони, як правило, незначні і відбуваються близько до переходу швидкого сну; таким чином, сон залишається відносно консолідованим. Збудження, що виникає переважно від швидкого сну у молодих дорослих, свідчить про те, що існує

захисний механізм, який запобігає пробудженню під час NREM-сну; проте цей захисний ефект, здається, також зменшується з віком.

Оскільки пороги збудження зазвичай найвищі під час SWS, і оскільки SWS зменшується з віком, літні люди відчувають частіші пробудження під час епізоду сну.

Незважаючи на те, що було проведено мало систематичних досліджень, виявляється, що існують гендерні відмінності у сні та циркадних ритмах. Доступні докази найсильніші у дорослих; однак гендерні відмінності також спостерігалися в дитинстві. Чоловіки проводять більше часу на стадії 1 сну і відчувають більше пробуджень. Хоча жінки зберігають SWS довше, ніж чоловіки, вони частіше скаржаться на труднощі із засипанням і пробудження посеред сну. Навпаки, чоловіки частіше скаржаться на денну сонливість.

У жінок менструальний цикл може впливати на активність сну і неспання; однак методологічні проблеми обмежили кількість остаточних висновків. Жінки часто відчувають значну денну сонливість під час вагітності та протягом перших кількох місяців після пологів, і вони також мають більш високий ризик розвитку синдрому неспокійних ніг [41].

Проблемний сон негативно впливає на всіх людей, незалежно від віку; однак у літніх людей зазвичай спостерігається збільшення порушеного сну, що може негативно вплинути на якість їхнього життя, настрої і пильність. Люди похилого віку сплять на 36 відсотків менше, ніж діти у віці 5 років. Хоча здатність спати ускладнюється, потреба спати не зменшується з віком. Труднощі з ініціюванням і підтримкою сну спостерігаються у 43% літніх людей, хоча ці проблеми частіше зустрічаються серед дорослих, які страждають від депресії, респіраторних симптомів і фізичних обмежень, серед іншого. Проте зниження ефективності та якості сну також спостерігалось у здорових літніх людей [57].

2.2. Зміна фізіологічних параметрів протягом сну

Усі організми демонструють щоденні моделі відпочинку та активності, які нагадують щоденні моделі сну та неспання, які спостерігаються у людей.

Спостерігаючи за змінами в поведінці та реагуванні, вчені відзначили наступні характеристики, які супроводжують і багато в чому визначають сон:

Сон - це період зниження активності.

Сон призводить до зниження реакції на зовнішні подразники.

На основі спостережень за поведінковими змінами, які супроводжують сон і одночасними фізіологічними змінами, вчені тепер визначають сон у людей на основі моделей активності мозкових хвиль та інших фізіологічних змін, як описано нижче.

Багато фізіологічних змінних контролюються під час неспання на рівнях, оптимальних для функціонування організму. Наша температура, кров'яний тиск і рівень кисню, вуглекислого газу та глюкози в крові залишаються досить постійними під час неспання. Однак під час сну фізіологічні потреби знижуються, а температура та кров'яний тиск знижуються. Загалом, багато наших фізіологічних функцій, таких як активність мозкових хвиль, дихання та частота серцевих скорочень, є досить змінними, коли ми не спимо або під час швидкого сну, але надзвичайно регулярні, коли ми перебуваємо у сні без фази швидкого сну.

Протягом століть лікарі вважали, що сон був періодом бездіяльності мозку, проте дослідження останніх 60 років показали, що мозок залишається активним. Спостерігається прогресуюче зниження швидкості активації або «запуску» більшості нейронів по всьому мозку, коли сон прогресує від неспання до сну без швидкого сну. Крім того, моделі спрацьовування нейронів змінюються від, здавалося б, випадкових і змінних моделей активності під час неспання до набагато більш скоординованих і синхронних під час сну без швидкого сну.

Під час швидкого сну (стадія сну, яка найбільше пов'язана з сновидіннями) спостерігається збільшення частоти спрацьовування більшості нейронів у всьому мозку, порівняно з не-REM сном. Насправді мозок у фазі швидкого сну може бути навіть більш активним, ніж коли ми не спимо. Патерни мозкової активності під час швидкого сну є більш випадковими та змінними, як і під час неспання. Ця модель мозкової активності під час швидкого сну, ймовірно, лежить в основі інтенсивних сновидінь, які виникають під час цього стану [46].

За допомогою процесу, відомого як терморегуляція, температура нашого тіла контролюється такими механізмами, як тремтіння, потовиділення та зміна припливу крові до шкіри, так що температура тіла мінімально коливається навколо встановленого рівня під час неспання. Безпосередньо перед тим, як ми засинаємо, наші тіла починають втрачати тепло в навколишньому середовищі, яке, як вважають деякі дослідники, насправді сприяє сну. Під час сну наша центральна встановлена температура знижується на 1-2°F. В результаті ми витрачаємо менше енергії на підтримку температури тіла.

Температура тіла все ще підтримується, хоча і на дещо зниженому рівні під час сну без швидкого сну, але під час сну REM температура нашого тіла падає до найнижчої точки. У ліжку під ковдрою під час звичайних 10-30-хвилинних періодів швидкого сну, ми не втратимо занадто багато тепла в навколишньому середовищі протягом цього потенційно небезпечного часу без терморегуляції.

Наші моделі дихання також змінюються під час сну. Коли ми не спимо, дихання зазвичай досить нерегулярне, оскільки на нього впливають мова, емоції, фізичні вправи, постава та інші фактори. У міру того, як ми переходимо від неспання до стадій сну без REM, наше дихання трохи зменшується і стає дуже регулярним. Під час швидкого сну картина знову стає набагато зміннішою, із загальним збільшенням частоти дихання.

Однією з можливих функцій сну є дати серцю можливість відпочити від постійних вимог неспання. Порівняно з неспання, під час сну без REM спостерігається загальне зниження частоти серцевих скорочень і артеріального тиску. Однак під час швидкого сну спостерігаються більш виражені відхилення в серцево-судинній діяльності із загальним підвищенням артеріального тиску та частоти серцевих скорочень. Зміни в діяльності нервової системи, пов'язані з REM або пов'язані зі змістом сну [51].

Здебільшого, багато фізіологічної активності зменшуються під час сну. Наприклад, функція нирок сповільнюється, а вироблення сечі зменшується. Однак деякі фізіологічні процеси можуть підтримуватися або навіть посилюватися під час сну. Наприклад, однією з найбільших змін, викликаних сном, є збільшення вивільнення гормону росту. Певна фізіологічна активність,

пов'язана з травленням, відновленням і ростом клітин, часто є найбільшою під час сну, що свідчить про те, що відновлення та зростання клітин можуть бути важливою функцією сну.

2.3. Автоматична класифікація стадій сну

Підходи до автоматизації процесу оцінки сну можна спостерігати з раннього періоду комп'ютерного аналізу, кінець 1960-х років. Незважаючи на успіхи в машинному навчанні за останні десятиліття, жоден алгоритм автоматичної стадії сну не зміг зарекомендувати себе в якості галузевого стандарту ні в дослідженнях, ні в медичних установах. Причини цього включають недовіру лікарів до алгоритмів, низьку надійність деяких систем і погану роботу при патологічному сні [62]. До цього моменту було запропоновано безліч методів для автоматизації процесу оцінки сну. Їх можна розділити на три основні класи:

1. Ознаки, створені вручну і основані на експертних знаннях.
2. Алгоритми цього класу складаються з правил, складених експертами, які виконуються машиною. Приклади можуть бути такими: «Якщо А, то стадія = В». Хоча системи даного класу можна знайти тільки в більш ранніх підходах до автоматичного аналізу, їх перевага полягає в тому, що процес класифікації залишається прозорим. Кожне рішення можна звести до зрозумілого правила. Це забезпечує повний контроль над системою [63]. Недоліком є те, що обрані правила можуть бути неоптимальними і зазвичай дуже простими. Ручна побудова правил більше не застосовується в сучасних дослідженнях.
3. Гібридні підходи зі створеними вручну ознаками і класифікацією машинного навчання.

У цьому підході ознаки, визначені експертами, подаються на вхід алгоритмам машинного навчання (дерево рішень, класифікатор k-найближчих сусідів). Типові характеристики складаються з спектральних діапазонів активності мозку або середньої потужності сигналу. Класифікатор намагається

знайти оптимальне зіставлення вхідних функцій з мітками класів. Однією з переваг є адаптивність класифікатора, який в більшості випадків перевершує алгоритми першого класу, і простота класифікації. Оскільки багато класифікаторів працюють однаково добре, їх продуктивність багато в чому залежить від якості ознак і попередньої обробки даних [63].

Більшість характеристик, визначених експертами, можна розділити на чотири категорії:

- Спектральні характеристики: частотні компоненти витягуються з сигналу з використанням таких методів, як перетворення Фур'є або вейвлет-перетворення. Стан мозку, такий як стадії сну, характеризується окремими частотами: повільні хвилі в дельта-діапазоні (0,5-4 Гц). Найчастіше використовуються частоти 0,5-50 Гц, які діляться на дельта (0,5-4 Гц), тета (4-8 Гц), альфа (8-12 Гц), бета (12-40 Гц) і гамма (40 Гц) - 100 Гц).
- Часові характеристики: вони намагаються пояснити зміну активації мозку з плином часу. Оскільки кожна стадія сну залежить від попередніх станів мозку, включення часових характеристик дає важливу інформацію про класифікацію.
- Статистичні характеристики: сигнал часто можна описати простими статистичними властивостями, такими як мінімум і максимум сигналу або кількість перетинів нуля, наприклад, для виявлення рухів очей. Іншими статистичними показниками є медіана, стандартне відхилення і асиметрія сигналу.
- Характеристики складності: складність сигналу є хорошим показником загального рівня активності мозку. Повільний сон має менш складні сигнали, ніж, період неспанья.

Системи даного класу досить часто використовуються в дослідженнях [27]. Крім згаданих функцій, може бути включено безліч інших, таких як особливості, засновані на геометричних вимірах, а також комбінація спектральних і часових характеристик з вейвлет-аналізом. Хоча в кожній статті

публікуються нові комбінації класифікаторів і функцій, результати часто дуже схожі.

2.4. Застосування Deep Learning для класифікації стадій сну

Майже третину життя людина проводить на сон. Під час сну більшість систем організму перебувають в анаболічному стані, що сприяє відновленню імунної, нервової, кісткової та м'язової систем. Таким чином, сон відіграє важливу роль у здоров'ї людини. Правильна оцінка стадій сну може допомогти діагностувати порушення сну та відстежити ефект лікування. Зазвичай ПСГ вимагає від суб'єкта носити кілька датчиків і записувати різні фізіологічні сигнали. Потім запис розділяється на епохи 30-и секунд, які візуально перевіряються експертом зі сну та сортуються відповідно до протоколів. Цей процес підрахунку балів вручну займає багато часу, а результати можуть бути невідповідними між різними експертами. Дослідження показує, що середній рівень згоди оцінки стадії сну серед експертів становить лише 82,6% [47]. Таким чином, потрібна автоматична класифікація станів сну.

Вже існує кілька підходів машинного навчання для автоматичного підрахунку етапів сну з використанням функцій, створених вручну, які зазвичай виконують попередню обробку для видалення артефактів і шуму, виділення та вибір функцій для отримання дискримінаційних ознак і, нарешті, машинне навчання для класифікації. Результати оцінки цих підходів значною мірою залежать від якості розроблених вручну функцій, які обмежені досвідом дослідника і навряд чи можуть бути оптимальними [14]. На відміну від традиційної розробки функцій і підходів до машинного навчання, глибоке навчання надає наскрізне рішення, яке може автоматично визначати зв'язок між вхідними та вихідними даними. Він досяг великого успіху в широкому спектрі застосувань, включаючи обробку зображень, аналіз відео, обробку природної мови, тощо. Не дивно, що численні підходи глибокого навчання, наприклад, автокодері, згорткові нейронні мережі (CNN) та рекурентні нейронні мережі (RNN), також були запропоновані для класифікації стадії сну.

Крім того, різні стадії сну не відбуваються з однаковою ймовірністю. Якщо не приділяти особливої уваги проблемі дисбалансу класів, то етапи меншості можна проігнорувати. Більшість підходів до класифікації стадій сну, заснованих на глибокому навчанні, намагалися вирішити цю проблему шляхом повторної вибірки даних (перевибірki менших класів або недостатньої вибірки класів більшості), щоб різні класи були збалансовані. Однак повторна вибірка даних змінює розподіл вихідних даних і може викликати інші проблеми. Наприклад, передвибірка збільшує загальну кількість вибірок, а отже, збільшує обчислювальні витрати; занижена вибірка видаляє певні вибірки, а отже втрачає інформацію [65].

Нещодавно глибоке навчання, розділ машинного навчання, який використовує кілька шарів лінійних і нелінійних процесорів для вивчення ієрархічних представлень або функцій із вхідних даних, було використано для оцінки стадії сну.

Дослідили здатність Deep Belief Nets вивчати необроблені записи ПСГ. Згорткові нейронні мережі (CNN) також були застосовані для вивчення кількох фільтрів, які використовуються для згортки з невеликими порціями вхідних даних (тобто згортка) для вилучення інваріантних у часі ознак із необробленого каналу ЕЕГ. Однак результати з літератури показали, що застосування глибокого навчання проти функцій, створених вручну, працювало краще, ніж на необроблених сигналах [66]. Це може бути пов'язано з тим, що автори не врахували часову інформацію, яку використовують експерти зі сну, коли визначають стадію сну кожної епохи. Лише в кількох видах літератури досліджуються RNN-мережі в оцінці стадії сну.

RNN здатні обумовлювати вихідні дані на всіх попередніх входах, оскільки вони зберігають внутрішню пам'ять і використовують з'єднання зворотного зв'язку, щоб дізнатися часову інформацію з послідовностей вхідних даних. Основна перевага RNN полягає в тому, що їх можна навчити вивчати довгострокові залежності, такі як правила переходу, які експерти зі сну використовують для визначення наступних можливих стадій сну з послідовності ПСГ.

2.5. Застосування штучного інтелекту для автоматичного виділення і класифікації ознак

Хоч переважна більшість літератури описує системи другого класу, в останні роки стало популярним автоматичне вилучення ознак. Алгоритму надається набір даних, в якому він повинен сам знаходити ознаки. Ці методи іноді також дозволяють вивчати функції неконтрольованим чином, без попередньо позначених даних. Даний клас методів має перевагу в тому, що мережа може знайти оптимальний набір ознак без упередженості людини. Недоліком є те, що ці функції можуть бути абстрактними і незрозумілими для людей і ускладнювати розуміння процесу прийняття рішень [44].

Оскільки стадії сну відповідають певним схемам переходу, більшість підходів намагаються врахувати ці часові залежності за допомогою часових моделей. Доступні різні розширення для більш тривалих залежностей, ніж одна епоха, такі як conditional neural fields (CNF) або long-short-term memory (LSTM).

2.5.1. Штучні нейронні мережі

ШНМ - це клас методів машинного навчання, які в значній мірі засновані на обчисленнях, виконуваних біологічними нейронними мережами. Базова мережа, перцептрон, який показано на рис.2.1, складається з одного нейрона, який приймає вхідні дані і перемножує кожен вхід на вагу w_k . Потім він підсумовує отримані значення і використовує функцію активації (наприклад, сигмоїда) для обчислення вихідних значень. Таким чином, вихідний сигнал одного нейрона визначається за формулою 2.1.

$$O = \text{sigmoid}(\sum in_k * w_k) \quad (2.1)$$

Потім кінцеве значення порівнюється з очікуваним і обчислюється помилка. Для всіх вхідних ваг w_k може бути обчислений градієнт (функція втрат), що дозволяє нам змінювати ваги в напрямку, який мінімізує втрати.

Швидкість навчання вводиться, щоб запобігти виходу за границю і забезпечити повільне наближення до оптимального рішення (2.2).

$$\Delta w_k = (truth - output) * i_k * learningrate \quad (2.2)$$

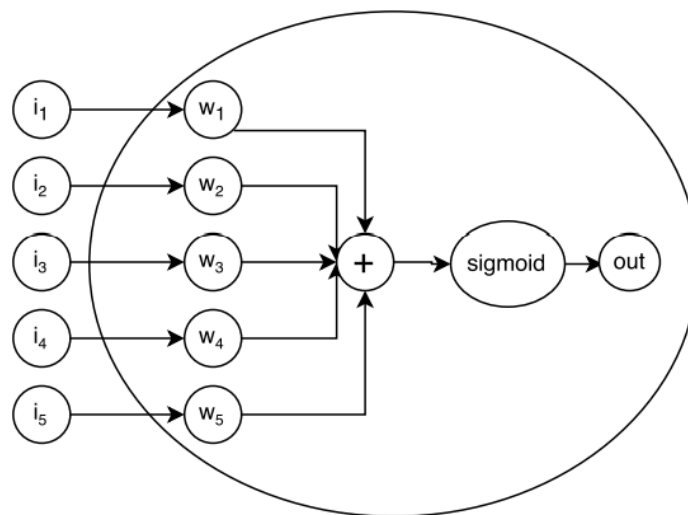


Рисунок 2.1. Схема перцептрона

Кілька нейронів перцептрона можуть бути поміщені паралельно, щоб сформувати шар нейронів, щоб забезпечити виведення декількох класів, який сам може бути складний для формування багат шарового перцептрона. Розширення правила навчання перцептрона, зване зворотним поширенням помилки, використовується для коригування ваг: кожен навчальний приклад передається по мережі для обчислення вихідних даних. Різниця між виходом o_k і істинним значенням u_k використовується як член помилки. Змінна, необхідна для ваг, обчислюється з використанням похідної помилки відносно ваги w_i .

Одна з проблем при навчанні ШНМ - перенавчання. Оскільки мережа може вивчити будь-яке відображення функцій, можна ретельно вивчити навчальні дані, втрачаючи при цьому можливість отримати результат на нових даних. Отже, модель завжди необхідно оцінювати на наборі для перевірки, щоб побачити, чи збільшується помилка перевірки. Необхідно ввести заходи протидії перенавчання, такі як обмеження вагових величин або примус мережі до роботи в шумному середовищі.

Доступно безліч різних режимів навчання ШНМ. Процес навчання може виконуватися в пакетному режимі, а не для кожної вибірки, що означає, що зміни ваги усереднюються, а оновлення призначено лише для кожної пари прикладів. Усереднення ваг має ту перевагу, що створює більш плавну криву навчання, оскільки екстремальні вибірки не дуже сильно змінюють мережу в неправильному напрямку. Крім того, тоді можна виконувати кілька паралельних обчислень, що на порядки прискорює процес навчання і дозволяє в повній мірі використовувати потужність паралельної обробки графічного процесора (GPU).

2.5.2. CNN

Багато з недавніх досягнень в області штучного інтелекту стали можливими завдяки використанню так званих згорткових нейронних мереж. CNN в своїй простій формі складається з згорткового ядра, яке застосовується до вхідного сигналу, де кожен запис ядра складається з ваги. За допомогою зворотного поширення помилки ці ваги потім можуть бути навчені і адаптовані до функцій, які присутні у вхідному сигналі. Кожне ядро "переглядає" вхід і повертає активацію цієї області для свого ядра фільтра [48].

Подібно перцептронну, шари можна складати, і кожен шар може створювати більш абстрактне уявлення об'єкта з об'єктів, знайдених в попередньому шарі. За допомогою цього процесу можна витягувати абстрактні уявлення ознак з необроблених даних, таких як зображення або сигнали ЕЕГ.

Перша CNN була створена, щоб імітувати зорову систему людини. У зоровій корі прості і складні коркові клітини розбивають візуальну інформацію на більш прості уявлення, так що мозку легше сприймати і класифікувати зображення.

Типова модель CNN включає три основних рівня: convolutional, pooling, та fully connected. Вхідні дані спочатку розбиваються за допомогою вивчених фільтрів на згорткові шари, що витягають важливі функції, а набори функцій створюються в як вихідні дані. Шар pooling слідує за згортковим шаром і відповідає за зменшення розміру наборів функцій. Таким чином, складність набору зменшується, а візуальна інформація розбивається далі. Інший ефект цієї архітектури - зменшення перенавчання.

У модель можна включити кілька згорткових і pooling шарів, щоб зробити її «глибшою» і підвищити її здатність розпізнавання. Після серії згорткових і pooling шарів результуючий набір ознак перетворюється в єдиний список векторів перед тим, як вона подається на повністю зв'язані шари, які встановлюють зв'язок між виходом і входом за допомогою яких навчають ваги. Перевага цієї архітектури вперше було продемонстровано в розпізнаванні і класифікації зображень [25].

2.5.3. Рекурентні нейронні мережі (LSTM)

RNN - це варіант ШНМ, в якому ячейка враховує не тільки поточний вхід, а й свій попередній стан. Одна з проблем полягає в тому, що на кожному часовому кроці губляться невеликі шматочки інформації, що ускладнює збереження в мережі більш тривалого часу.

Нейрони LSTM представляють собою розширення, яке намагається вирішити цю проблему шляхом введення декількох вентилів, які дозволяють явно читати, записувати і видаляти інформацію з пам'яті нейрона. Таким чином, інформація може зберігатися до тих пір, поки вона не знадобиться, і потім видалиться.

LSTM складаються з одиниць пам'яті, які можуть зберігати довгострокову інформацію з часових рядів і генерувати вихідні дані на основі поточного вхідного кроку часу, їх останнього виходу (короткочасне повторення) та стану внутрішньої пам'яті (довгострокове повторення).

Складання декількох шарів LSTM дозволяє запам'ятати глибші часові структури в даних. Маючи паралельно два стеки LSTM, один застосовується вперед, а інший у зворотному напрямку, можна врахувати як минулі, так і майбутні вхідні дані для класифікації кожного окремого кроку часу.

І RNN, і LSTM моделі намагаються розпізнати закономірність в послідовності. Недавнє дослідження Kim та ін. [15] продемонстрували ефективність LSTM і RNN при аналізі біосигналів.

Висновки до розділу 2

В даному розділі було розглянуто методи глибокого навчання для класифікації. Одним з широко використовуваних методів є CNN. CNN корисна для зменшення обсягів даних і вилучення функцій. LSTM є одним з типів зворотних нейронних мереж (RNN). RNN - це система, яка залежить не тільки від поточного входу, але і від попередньої операції, тому RNN широко використовується для моделювання послідовності.

РОЗДІЛ 3

РОЗРОБКА АЛГОРИТМІВ КЛАСИФІКАЦІЇ СТАДІЙ СНУ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Сон - важливий процес відновлення організму, інтеграції та консолідації пам'яті, а також невід'ємна частина здоров'я [7, 75]. Різкі або тимчасові зміни сну можуть вплинути на когнітивні і поведінкові здібності людини, а довготривалі недосипання або стійкі зміни режиму сну несуть в собі фактор ризику для ряду захворювань (діабету, ожиріння, перепади настрою). Аналіз тривалості сну і розподілу стадій сну може дати корисні клінічні відомості і більш глибоке розуміння фізіології і патології сну.

На сьогоднішній день ПСГ залишається золотим стандартом для вивчення сну. ПСГ широко використовується в клінічних та лабораторних умовах за допомогою багатоканальних записів біосигналів, які вручну оцінюються експертами. Однак така процедура не може бути довготривалою і часто приносить незручності пацієнтам.

Оцінка сну в звичному середовищі пацієнта і без датчиків, прикріплених до його тіла протягом кількох днів, може надати цінну інформацію і може служити методом скринінгу в зв'язку з необхідністю стаціонарного ПРГ. Для цієї мети було запропоновано біорадар [31]. Цей метод використовує не-ЕЕГ показники життєдіяльності та поведінкові вимірювання, які легше отримати непомітно, наприклад, частоту серцевих скорочень, дихання і руху тіла.

Радар - це безконтактний метод моніторингу показників життєдіяльності людини, заснований на ефекті модуляції через зміну відбитого від грудної клітки радіосигналу, що посилюється передавачем в сторону пацієнта.

Радіолокаційні системи безперервної дії, такі як доплеровській радар, часто використовуються для моніторингу показників життєдіяльності через їх відносно низьке енергоспоживання і просту архітектуру [56].

3.1. Опис клінічних даних

В даній роботі використовувалися дані досліджень, які проводилися на базі Лабораторії медицини сну НДО Артеріальної гіпертензії ФГБУ «Північно-західний медичний дослідний центр імені В.А. Алмазова» [4]. В експериментах взяли участь 32 добровольців. За результатами проведеного дослідження, розлади дихання та руху уві сні у всіх учасників експерименту були виключені. Характеристики вибірки представлені в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1

Характеристики вибірки

Характеристики вибірки	Значення (Середнє + СВ (діапазон))
Чоловіки : жінки	12 : 20
З інсомнією : без інсомнії	4 : 28
Вік	44,22 ± 15,44 (22 – 67)
ІМТ (кг/м ²)	27,08 ± 5,91 (17 – 48)
Період неспання (%)	22,66 ± 12,53 (5,59 – 52,94)
ФШС (%)	18,15 ± 6,09 (9,31 – 36,04)
Поверхневий сон (%)	41,48 ± 7,99 (21,33 – 59,95)
Глибокий сон (%)	17,71 ± 5,93 (7,76 – 33,38)
Ефективність сну (%)	77,34 ± 12,53 (47,06 – 94,41)

ПСГ дослідження проводилося за допомогою полісомнографії Embla N7000 (Natus Neurology Inc., USA). Реєструвалося 23 канали ЕЕГ, 2 канали ЕОГ, 2 канали ЕМГ з підборіддя, по 1 каналу ЕМГ з кожної ноги, канал ЕКГ, абдомінальний і торакальний сигнали РП, ороназальний потік, положення тіла, пульсоксиметр, хрипіння [74]. Підготовка пацієнтів, проведення дослідження і розшифровка отриманих ПСГ записів здійснювалися кваліфікованими лікарями, співробітниками Робочої групи по сомнології НДО Артеріальної гіпертензії ФГБУ «ПЗМДЦ ім. В. А. Алмазова», відповідно до рекомендацій ААСМ.

БРЛ моніторинг проводився паралельно з ПСГ дослідженням за допомогою БРЛ-системи «БіоРаскан», розробленої в Лабораторії дистанційного зондування МДТУ ім. М.Е. Баумана. БіоРаскан розташовувався на відстані 1-2 м від торса випробуваного, антени були напрямлені в бік торса. Запис ПСГ і БРЛ

сигналів починалася у вечірні години, а закінчувалася в ранкові. Характеристики БРЛ-системи:

- тип: безперервний
- приймач: квадратурний
- модуляція: ступінчаста частота
- діапазон частот: 3,6-4,0 ГГц
- кількість частот: 8
- щільність потоку енергії: 1,36 мкВт/см²
- максимальна випромінювана потужність: 3 мВт
- частота дискретизації: 50 Гц

БіоРаскан – це біорадар, який використовує безперервний сигнал із ступінчастою частотною модуляцією. Він має 8 операційних частот в діапазоні від 3.6 до 4.0 ГГц. Кожна епоха ПСГ класифікувалась лікарем, на основі візуального аналізу ЕЕГ, ЕОГ і ЕМГ сигналів, і відноситься до однієї із стадій ПБ, N1, N2, N3 або ФШС.

БРЛ і ПСГ записи були синхронізовані шляхом зіставлення сигналів. Після чого БРЛ записи були обрізані відповідно до початку першої стадії, класифікованої лікарем, і закінченням останньої.

3.2. Інструменти розробки

Проекти Deep Learning відрізняються від традиційних програмних проектів. Відмінності полягають у наборі технологій, навичках, необхідних для проекту на основі штучного інтелекту, і необхідності глибокого дослідження. Для реалізації подібних проектів потрібно використовувати мову програмування, яка є стабільною, гнучкою та має доступні інструменти. Python пропонує все це. Переваги, завдяки яким Python найкраще підходить для машинного навчання та проектів на основі штучного інтелекту (ШІ), включають простоту та послідовність, доступ до необхідних бібліотек і фреймворків для ШІ та машинного навчання (МН), гнучкість, незалежність від платформи та широку спільноту.

Python пропонує стислий і читабельний код. МН включає складні алгоритми та універсальні робочі процеси, а простота Python дозволяє розробникам писати надійні системи. Розробники можуть докласти всіх зусиль до вирішення проблеми МН замість того, щоб зосередитися на технічних нюансах мови.

Оскільки Python є мовою загального призначення, він може виконувати набір складних завдань МН та дає змогу швидко створювати прототипи, які дозволять протестувати продукт для цілей МН.

Реалізація алгоритмів ШІ та МН може бути складною і вимагає багато часу. Важливо мати добре структуроване та добре перевірене середовище, щоб розробники могли знайти найкращі рішення для кодування.

Щоб скоротити час розробки, програмісти звертаються до ряду фреймворків і бібліотек Python. Великий вибір бібліотек є однією з головних причин, чому Python є найпопулярнішою мовою програмування, що використовується для ШІ. Бібліотека — це модуль або група модулів, опублікованих різними джерелами, такими як PyPi, які містять попередньо написаний фрагмент коду, який дозволяє користувачам отримувати певні функції або виконувати різні дії. Бібліотеки Python забезпечують елементи базового рівня, тому розробникам не доводиться кожен раз кодувати їх із самого початку.

МН вимагає безперервної обробки даних, а бібліотеки Python дозволяють отримати доступ, обробляти та перетворювати дані. Ось деякі з найбільш поширених бібліотек, які можуть використовувати для машинного навчання та ШІ:

Scikit-learn для роботи з основними алгоритмами машинного навчання, такими як кластеризація, лінійні та логістичні регресії, регресія, класифікація та інші.

Pandas для високорівневих структур даних і аналізу. Він дозволяє об'єднувати та фільтрувати дані, а також збирати їх із інших зовнішніх джерел, наприклад, Excel.

Keras для глибокого навчання. Він дозволяє швидкі обчислення та

створення прототипів, оскільки він використовує графічний процесор на додаток до ЦП комп'ютера.

TensorFlow для роботи з глибоким навчанням шляхом налаштування, навчання та використання штучних нейронних мереж з масивними наборами даних.

Matplotlib для створення двовимірних графіків, гістограм, діаграм та інших форм візуалізації.

NLTK для роботи з обчислювальною лінгвістикою, розпізнавання природної мови та обробки.

Scikit-зображення для обробки зображень.

PyBrain для нейронних мереж, навчання без нагляду та навчання з підкріпленням.

Caffe для глибокого навчання, що дозволяє перемикатися між процесором і графічним процесором і обробляти понад 60 мільйонів зображень на день за допомогою одного GPU NVIDIA K40.

StatsModels для статистичних алгоритмів і дослідження даних [49].

Одним із ключових факторів популярності Python є те, що він є незалежною від платформи. Python підтримується різними платформами, включаючи Linux, Windows та macOS. Код Python можна використовувати для створення програм для більшості поширених операційних систем (ОС), що означає, що програмне забезпечення Python можна легко поширювати та використовувати в цих ОС без інтерпретатора Python.

Часто можна знайти компанії та науковців, які використовують власні машини з потужними графічними процесорами (GPU) для навчання своїх моделей машинного навчання. А той факт, що Python не залежить від платформи, робить це навчання набагато дешевшим і легшим.

В роботі було використано середовище розробки Jupyter Notebook. Він отримав поширення серед науки про дані, в такій мірі, що він став середовищем за замовчуванням для досліджень. Jupyter — це безкоштовний інтерактивний веб-обчислювальний notebook з відкритим вихідним кодом. Цей чудовий інструмент підтримує багатомовне програмування і тому став де-факто вибором

для науковців з даних для практики та обміну різними кодами, швидкого створення прототипів та дослідницького аналізу.

Незважаючи на те, що серед IDE (інтегровані середовища розробки) таких як PyCharm, Spyder або Atom, немає нестачі, завдяки своїй гнучкості та інтерактивності, Jupyter дуже популярний серед дослідників даних. Jupyter Notebook також набув широкого поширення в цифрових гуманітарних науках як педагогічний інструмент. Згідно з аналізом GitHub, було підраховано, що у вересні 2018 року було розповсюджено понад 2,5 мільйона загальнодоступних ноутбуків Jupyter, що на 200 000 більше, ніж у 2015 році.

Jupyter Notebook може поєднувати коди та пояснення з інтерактивністю програми. Це робить його зручним інструментом для науковців з даних для оптимізації наскрізних робочих процесів науки про дані.

Jupyter Notebook можна встановити за допомогою команди Python pip. І якщо використовується Anaconda, вона автоматично встановлюється як частина інсталяції Anaconda. Він складається з трьох компонентів — програми блокнота, ядер і документів блокнота. Веб-додаток блокнота використовується для написання та виконання кодів в інтерактивний спосіб, однак ядра керують системою, запускаючи та аналізуючи коди користувачів [57].

В основі Anaconda лежить віртуалізація середовища. Звичайно, це можна розглядати як величезну перевагу використання Anaconda перед автономним Jupyter.

Внаслідок цих функцій для недосвідченої душі крива навчання Anaconda Navigator при запуску не є такою жорстокою, як налаштування образів докерів і віртуальних середовищ для запуску Jupyter. Однак істотним недоліком Conda є відсутність звичайного індексу упаковки. Тому встановити традиційні пакунки Python, які не були опубліковані в Conda, можна лише за допомогою досить складної лазівки. Для тих, хто використовує багато API та різноманітних пакетів, це, звичайно, є проблемою.

Маючи це на увазі, Anaconda, безумовно, є чудовим інструментом для Data Scientists, з додатками розширення, такими як VSCode, менеджери Spark та багато іншого, які легко впроваджуються в навігатор для роботи всередині

вашого терміналу Conda, легко зрозуміти, чому це поширене вибір серед розробників Windows. Цікаво, що багато моїх друзів з Windows використовують свій Conda REPL як термінал, тому для них це, безумовно, є цінністю.

3.3. Програмні пакети

Машинне навчання (МН) є досить складним. Але впровадження моделей МН є легшим, ніж раніше, завдяки фреймворкам, таким як TensorFlow від Google, які полегшують процес отримання даних, навчальні моделі, обслуговують прогнози та уточнюють майбутні результати.

TensorFlow був створена командою Google Brain. Це бібліотека з відкритим вихідним кодом для чисельних обчислень і великомасштабного МН. TensorFlow об'єднує безліч моделей і алгоритмів МН та глибокого навчання (нейронні мережі) і робить їх корисними за допомогою загальної метафори. Він використовує Python для забезпечення зручного інтерфейсного API для створення додатків із фреймворком, виконуючи ці програми на високопродуктивному C++.

TensorFlow може навчати та запускати глибокі нейронні мережі для класифікації рукописних цифр, розпізнавання зображень, повторюваних нейронних мереж, моделей від послідовності до послідовності для машинного перекладу, обробки природною мовою та моделювання на основі PDE (діференціальне рівняння з частковими частинами). TensorFlow підтримує прогнозування виробництва в масштабі, з тими ж моделями, що використовуються для навчання.

TensorFlow дозволяє розробникам створювати графіки потоків даних – структури, які описують, як дані переміщуються по графіку або ряду вузлів обробки. Кожен вузол на графі представляє математичну операцію, а кожне з'єднання або ребро між вузлами є багатовимірним масивом даних або тензором.

TensorFlow надає все це за допомогою мови Python. Python легко вивчати та працювати з ним, а також він надає зручні способи виразити абстракції високого рівня, які можуть бути поєднані разом. Вузли та тензори в TensorFlow

є об'єктами Python, а програми TensorFlow є додатками Python [52].

Однак фактичні математичні операції не виконуються в Python. Бібліотеки перетворень, записуються як високопродуктивні двійкові файли C++. Python просто направляє трафік між частинами і надає високорівневі абстракції програмування, щоб з'єднати їх разом.

Програми TensorFlow можна запускати на локальній машині, в хмарі, пристроях iOS і Android, на процесорах або графічних процесорах. Якщо використовувати власну хмару Google, можна запустити TensorFlow на спеціальному блоці обробки TensorFlow (TPU) від Google для подальшого прискорення. Однак отримані моделі, що створені TensorFlow, можна розгорнути на більшості будь-яких пристроїв, де вони будуть використовуватися для надання прогнозів.

Абстракція – це найбільша перевага, яку TensorFlow надає для розвитку МН. Замість того, щоб мати справу з дрібними деталями реалізації алгоритмів або з'ясовувати правильні способи прив'язувати вихід однієї функції до входу іншої, розробник може зосередитися на загальній логіці програми. TensorFlow подбає про деталі за кадром.

TensorFlow пропонує режим швидкого виконання. Це додаткові зручності для розробників, яким потрібно налагодити та ознайомитися з додатками TensorFlow. Він дозволяє оцінювати та змінювати кожну операцію з графіком окремо та прозоро, замість того, щоб будувати весь графік як єдиний непрозорий об'єкт і оцінювати його відразу. Набір візуалізації TensorBoard дає змогу перевіряти та профілювати роботу графіків за допомогою інтерактивної веб-панелі.

TensorFlow також отримує багато переваг від підтримки зі списку А в Google. Google не тільки підживлює швидкі темпи розвитку проекту, але й створив багато важливих пропозицій навколо TensorFlow, які полегшують його розгортання та використання: TPU для прискореної роботи в хмарі Google; онлайн-хаб для обміну моделями, створеними за допомогою фреймворка; втілення фреймворка для браузера та мобільних пристроїв; і набагато більше.

TensorFlow конкурує з багатьма іншими фреймворками машинного

навчання. PyTorch, CNTK і MXNet — це три основні фреймворки, які відповідають багатьом однаковим потребам.

PyTorch, окрім того, що будується на Python, має багато подібностей з TensorFlow: компоненти з апаратним прискоренням, дуже інтерактивна модель розробки, яка дозволяє працювати з проектуванням під час роботи, і багато корисних компонентів, які вже включені. PyTorch, як правило, є кращим вибором для швидкої розробки проектів, які потрібно запустити за короткий час, але TensorFlow перемагає для великих проектів і складніших робочих процесів [26].

CNTK, Microsoft Cognitive Toolkit, як і TensorFlow, використовує структуру графіка для опису потоку даних, але найбільше зосереджений на створенні нейронних мереж глибокого навчання. CNTK швидше обробляє багато завдань нейронної мережі та має ширший набір API (Python, C++, C#, Java).

Провідний фреймворк глибокого навчання на AWS, який прийнятий Amazon, може масштабуватися майже лінійно на кількох графічних процесорах і кількох машинах. Це Apache MXNet. Він також підтримує широкий спектр мовних API — Python, R, Perl, Julia, JavaScript, C++, Go, Scala.

Keras написаний на Python і використовується для полегшення реалізації нейронних мереж. Це високорівневий API глибокого навчання, розроблений Google для впровадження нейронних мереж. Він також підтримує обчислення кількох серверних нейронних мереж.

Keras відносно легко вивчати та працювати з ним, оскільки він забезпечує інтерфейс Python з високим рівнем абстракції, маючи при цьому можливість використання кількох внутрішніх сторін для обчислень. Це робить Keras повільнішим, ніж інші фреймворки глибокого навчання, але надзвичайно зручним.

Keras дозволяє перемикатися між різними бекендами. Фреймворки, які підтримує Keras:

- Tensorflow
- Theano
- PlaidML
- MXNet

- CNTK (Microsoft Cognitive Toolkit)

З цих п'яти фреймворків TensorFlow прийняв Keras як офіційний API високого рівня. Keras вбудований в TensorFlow і може використовуватися для швидкого глибокого навчання, оскільки він надає вбудовані модулі для всіх обчислень нейронної мережі. У той же час обчислення, що включають тензори, графіки обчислень, сеанси тощо, можуть бути виконані на замовлення за допомогою Tensorflow Core API, що надає вам повну гнучкість і контроль над вашим додатком, а також дозволяє реалізувати свої ідеї за відносно короткий час.

Keras має прості у використанні модулі практично для кожного аспекту процесу створення моделі нейронної мережі, включаючи моделі, шари, зворотний виклик, оптимізатор і методи втрат. Ці прості у використанні функції забезпечують швидке навчання моделі, надійне тестування моделі, швидке експериментування та гнучке розгортання, серед багатьох інших функцій [31].

API моделі містить послідовний клас моделі (обмежений стеками шарів з одним входом і одним виходом), клас моделі (дозволяє довільні архітектури моделі), методи навчання моделі (для підгонки, компіляції та оцінки) та методи збереження моделі. Ці методи моделі дозволяють легко доповнювати об'єкти моделі деталями параметрів моделі, такими як функції втрат, шари, вузли, оптимізатори та функції активації. Крім того, він дозволяє викликати методи `fit` і прогнозування для екземплярів об'єктів моделі інтуїтивно зрозумілим і легким для читання способом.

Keras – це зручний набір інструментів, який значно знижує бар'єр для входу в дослідження та розробки глибокого навчання. Низький бар'єр для входу в Keras – це принцип дизайну, який команда Keras навмисно впровадила в нього, намагаючись демократизувати машинне навчання. Якщо для створення моделей за допомогою Keras не потрібні ні знання програмування, ні знання глибокого навчання, люди з різних сфер життя з різними ідеями та досвідом можуть легко застосувати глибоке навчання до проблем, у розв'язанні яких вони зацікавлені.

Широке поширення Keras у промисловості та дослідженнях також говорить про ці зусилля. Наприклад, якщо фізик-хімік, не маючи глибокого досвіду навчання, хоче застосувати глибоке навчання до нової проблеми в хімії,

він може легко навчитися використовувати Keras і почати тестувати ідеї. Крім того, якщо зростаюча роздрібна компанія, якій не вистачає команди з вивчення даних, прагне використовувати дані про купівлю споживачів для прогнозування попиту на свій продукт, вони можуть легко розпочати роботу з Keras. Низьке когнітивне навантаження для користувачів, масштабованість і прості в доступі й розумінні функції є основними характеристиками, які приваблюють дослідницькі групи великих компаній, стартапів та державних дослідницьких організацій.

Глибоке навчання є дуже популярною частиною машинного навчання через його високий рівень продуктивності для багатьох типів даних. Відмінний спосіб використовувати глибоке навчання для класифікації зображень — це побудувати згорткову нейронну мережу (CNN). Бібліотека Keras в Python дозволяє досить просто побудувати CNN.

Висновки до розділу 3

У даному розділі було розглянуто запропонований метод класифікації стадій сну та проаналізовано вибірку даних для навчання моделей. Традиційні системи збирають дані за допомогою датчиків, прикріплених до тіла. Але ці системи створюють труднощі з точки зору мобільності для пацієнта та його діяльності в повсякденному житті. Оскільки такого роду пристрої впливають на комфорт пацієнта, чутливі фізіологічні дані отримують сторонній вплив. Таким чином, ця інформація може представляти не реальну хворобу пацієнта, а скоріше показники дискомфорту. Тому для навчання нейронних мереж в дослідженні було використано базу даних по безконтактній реєстрації сигналів.

РОЗДІЛ 4

ОГЛЯД РЕЗУЛЬТАТІВ ТЕСТУВАННЯ РОЗРОБЛЕНИХ МОДЕЛЕЙ

4.1. Обробка даних

Для навчання нейронних мереж було завантажено дані із PhysioNet (сховище вільно доступних даних медичних досліджень, яким керує Лабораторія обчислювальної фізіології Массачусетського технологічного інституту) [59].

База даних містить 32 записи безконтактного моніторингу сну біорадаром. Записи супроводжуються результатами оцінки сну. Стадії сну оцінював досвідчений і сертифікований лікар на основі полісомнографії (Embla N7000) відповідно до правил Американської академії медицини сну. Усі випробовувані не мали порушень сну та дихання. Безсоння діагностували у 4 пацієнтів.

Кожен запис містить файл анотації та файл EDF із сигналами біорадіолокації. Файли EDF містять 16 сигналів S1-S16. Непарні сигнали містять фазовий (I) компонент, тоді як квадратурний (Q) компонент міститься в парних сигналах. I та Q для першої робочої частоти знаходяться у S1-S2, для другої-у S3-S4 тощо. Анотації подаються у форматі WFDB. Схема кодування анотацій:

W - період неспання

1: стадія N1

2: стадія N2

3: стадія N3

R: REM

Для розробки програмно-діагностичного інструменту класифікації стадій сну використовувалася мова програмування Python та веб-оболонка Jupyter Notebook. Jupyter – це веб-додаток з відкритим вихідним кодом, що дозволяє створювати та обмінюватися документами, які інтегрують код, рівняння, обчислювання, візуалізації та інші мультимедійні ресурси разом із коментарями в одному документі.

За допомогою функції `mne.io.read_raw_edf` дані для кожного пацієнта було зчитано та змінено кодування анотації. Період неспання та REM-стадію було позначено як 0 та 4 відповідно. Приклад записів можна побачити на рис. 4.1.

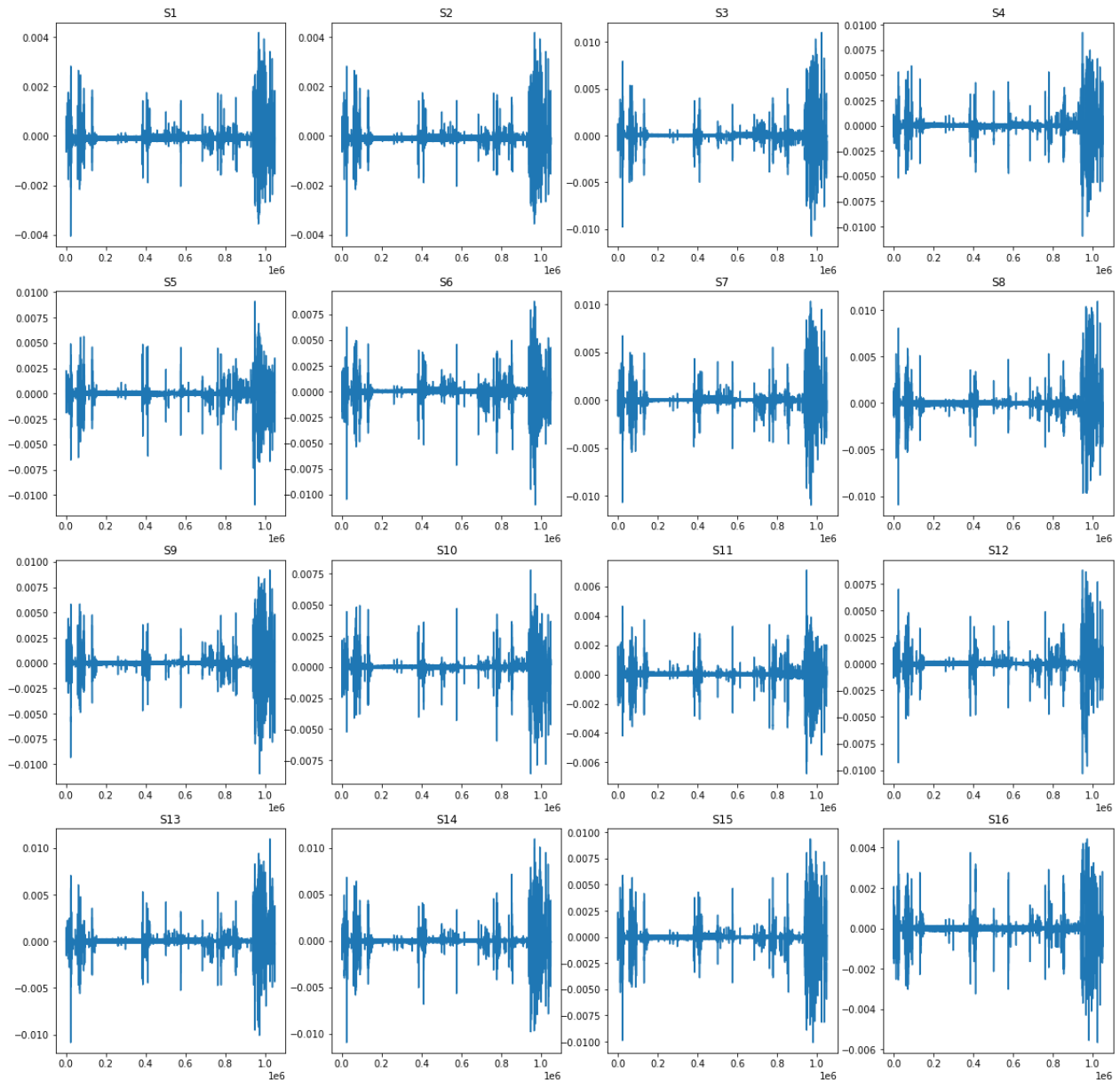


Рисунок 4.1. Приклад БРЛ-записів

Таким чином кожному випробовуваному відповідає 16 сигналів, які будуть використовуватися для ознаки в навчанні, та 1 набір оцінок ПСГ, які будуть використовуватися як правильні відповіді для класифікації стадій сну.

Розробка програмного діагностичного інструменту для автоматичної класифікації стадій сну показана на рис. 4.2.

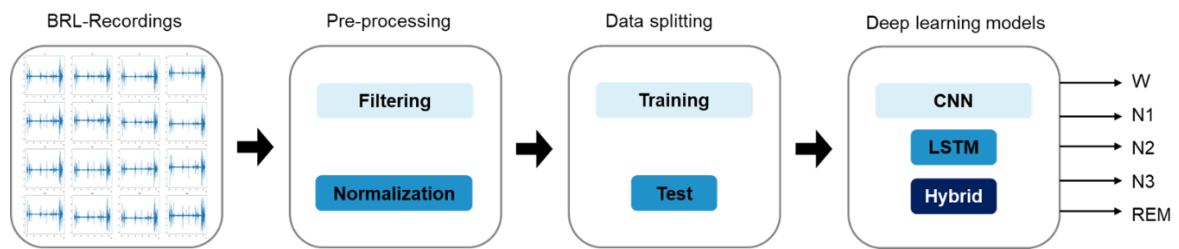


Рисунок 4.2. Схема розробки програмно-діагностичного інструменту для автоматичної класифікації стадій сну з використанням технологій Deep Learning

БРЛ-сигнали фільтрували за допомогою смугового фільтра Баттерворта 5-го порядку з частотами зрізу 0.05 і 0.6.

Фільтр Баттерворта – це тип фільтра для обробки сигналів, розроблений для того, щоб мати максимально рівну частотну характеристику (без хвиль) у смузі пропускання та нульову реакцію відкоту в смузі зупинки. Фільтри Баттерворта - це один з найбільш часто використовуваних цифрових фільтрів для аналізу сигналів руху та аудіосхем. Вони швидкі і прості у використанні. Оскільки вони засновані на частоті, ефект фільтрації можна легко зрозуміти та передбачити [76].

Основною перевагою рекурсивних фільтрів є можливість отримання крутого спаду ЛЧХ при використанні відносно невеликого числа коефіцієнтів фільтра. Тому, незважаючи на наявність серйозних недоліків (можлива нестійкість, накопичення помилок округлення, нелінійність фазово-частотної характеристики), рекурсивні фільтри застосовуються дуже часто [61]. Особливістю фільтрів Баттерворта є монотонне зміна АЧХ в перехідній смузі частот і практично повна відсутність пульсацій в смугах пропускання і затримки. У деяких застосуваннях це виявляється дуже важливим, так як дозволяє гарантувати постійність коефіцієнта передачі фільтра в усій робочій смузі частот і забезпечити надійне придушення частотних складових, які усуваються фільтром.

Наступним кроком проводилася нормалізація даних, тому що, по-перше, результати аналізу не повинні залежати від вибору одиниць. По-друге, якщо

нормування не робити, то ознаки з більш дрібної міри отримують більший діапазон значень і, як наслідок, велику вагу. Було проведено min-max нормалізацію, за формулою 4.1.

$$v'_i = \frac{v_i - \min_i v_i}{\max_i v_i - \min_i v_i} \quad (4.1)$$

де min і max задаються як мінімальне і максимальне допустиме значення.

Приклад оброблених даних можна побачити на рис. 4.3.

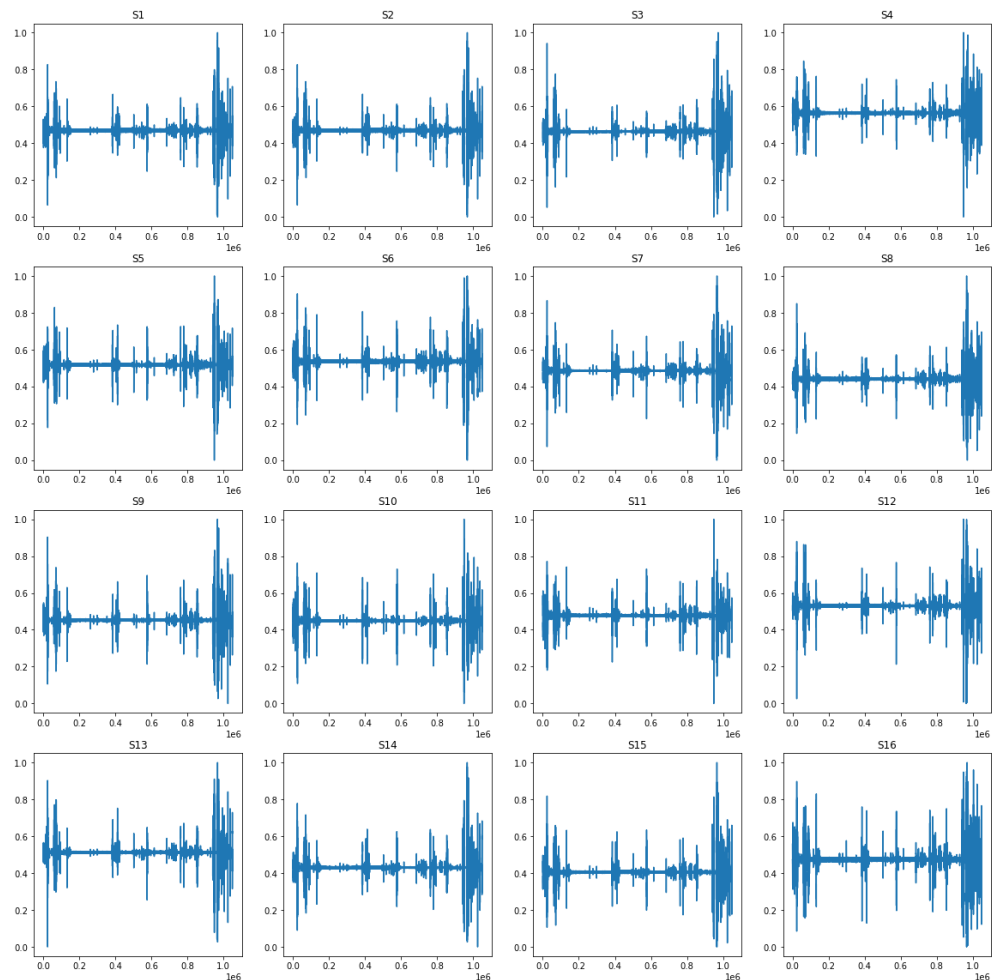


Рисунок 4.3. БРЛ-сигнали після фільтрації та нормалізації

4.2. 1D-CNN

Спочатку, було побудовано нейронну мережу 1D-CNN, на вхід якої подається 1 сигнал довжиною 30 с.

Мережа складається з вхідного, вихідного та восьми прихованих шарів. Для архітектури було використано Conv, BatchNormalization, Dropout, ReLU, MaxPool, та повнозв'язний шар. Архітектуру моделі можна побачити в додатку А, Рисунок1. Результати навчання та точність на тестовій вибірці показано в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1

Результати навчання 1D-CNN

s	total	каппа	accuracy				
			0	1	2	3	4
0	0,75	0,66	0,76	0,53	0,77	0,77	0,72
1	0,71	0,61	0,72	0,45	0,8	0,64	0,66
2	0,73	0,64	0,75	0,45	0,77	0,72	0,71
3	0,76	0,67	0,72	0,45	0,84	0,77	0,69
4	0,70	0,59	0,66	0,43	0,81	0,65	0,65
5	0,77	0,68	0,78	0,5	0,8	0,76	0,74
6	0,77	0,68	0,76	0,4	0,86	0,73	0,72
7	0,76	0,67	0,76	0,49	0,86	0,71	0,68
8	0,73	0,63	0,63	0,47	0,83	0,74	0,71
9	0,77	0,68	0,77	0,42	0,85	0,71	0,76
10	0,76	0,67	0,76	0,37	0,81	0,75	0,74
11	0,75	0,65	0,73	0,45	0,85	0,7	0,68
12	0,73	0,62	0,77	0,39	0,87	0,59	0,59
13	0,73	0,64	0,71	0,45	0,8	0,75	0,66
14	0,79	0,72	0,78	0,47	0,88	0,76	0,75
15	0,73	0,63	0,73	0,44	0,77	0,7	0,76

Можна побачити, що найкращу класифікацію модель здійснювала при навчанні з вхідними сигналами S5 та S14. Саме ці сигнали мають найвищі показники точності для більшості стадій сну. Значення каппи Коена дорівнює 0,68 та 0,72 відповідно. Також, з таблиці можна побачити, що стадія N1 має найнижчу точність для всіх сигналів. Такі показники отримувалися і при використанні інших моделей та вибірок.

4.3. 2D-CNN

Наступним кроком, було побудовано 2D-CNN мережу, на вхід якої подаються 16 сигналів довжиною 30 с. Архітектуру моделі можна побачити на

рис. 2 (додаток А). Було використано шари Conv2D, BatchNormalization, Dropout, MaxPool та повнозв'язний шар. За допомогою функції sklearn.metrics.confusion_matrix було отримано результати навчання, що перевірялися на тестовій вибірці. На рис. 4.4 показано матрицю неточностей.

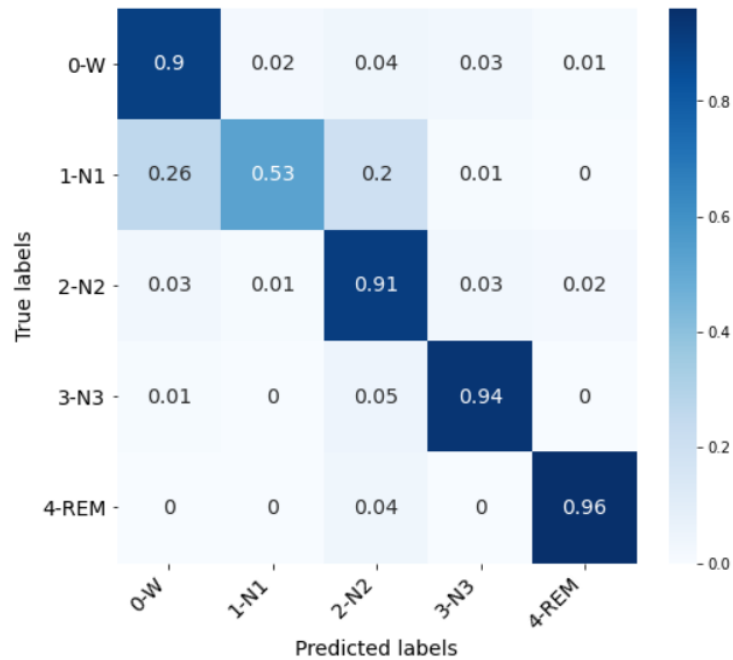


Рисунок 4.4. Матриця неточностей для 2D-CNN

Можна побачити, що стадія N1 в деяких випадках класифікується як період неспання, або стадія N2. На рис. 4.5 показано детальну оцінку класифікації.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.8893	0.8708	0.8800	3430
1	0.7023	0.4855	0.5741	690
2	0.8991	0.8929	0.8960	5808
3	0.8898	0.9396	0.9140	3264
4	0.8812	0.9350	0.9073	2308
accuracy			0.8860	15500
macro avg	0.8523	0.8248	0.8343	15500
weighted avg	0.8835	0.8860	0.8836	15500

cohen kappa score - 0.8461282673100742

Рисунок 4.5. Оцінка класифікації 2D-CNN

Accuracy – це показник, який описує загальну точність передбачення моделі по всіх класах. Він розраховується як відношення кількості правильних прогнозів до їх загальної кількості.

Precision являє собою відношення числа семплів, вірно класифікованих як Positive, до загальної кількості вибірок з міткою Positive (розпізнаних правильно і неправильно). Precision вимірює точність моделі при визначенні класу Positive.

Коли модель робить багато невірних Positive класифікацій, це збільшує знаменник і знижує Precision. З іншого боку, precision висока, коли:

- Модель робить багато коректних прогнозів класу Positive (максимізує True Positive метрику).
- Модель робить менше невірних Positive класифікацій (мінімізує False Positive). Precision відображає, наскільки надійна модель при класифікації Positive-міток.

Recall розраховується як відношення числа Positive вибірок, коректно класифікованих як Positive, до загальної кількості Positive семплів. Recall вимірює здатність моделі виявляти вибірки, що відносяться до класу Positive. Чим вище recall, тим більше Positive семплів було знайдено.

Recall піклується тільки про те, як класифікуються Positive вибірки. Ця метрика не залежить від того, як передбачаються Negative семпли, на відміну від Precision.

Якщо Recall має велике значення, всі Positive семпли класифікуються вірно. Отже, моделі можна довіряти в її здатності виявляти представників класу Positive.

З іншого боку, Recall дорівнює 0.0, якщо не вдається виявити жодної Positive вибірки. Це означає, що модель виявила 0% представників класу Positive.

Коли Recall має значення від 0.0 до 1.0, це число відображає відсоток Positive семплів, які модель вірно класифікувала.

Отже, Precision вимірює надійність моделі при класифікації Positive семплів, а Recall визначає, скільки Positive вибірок було коректно передбачено моделлю.

Precision враховує класифікацію як Positive, так і Negative семплів. Recall ж використовує при розрахунку тільки представників класу Positive. Іншими словами, precision залежить як від Negative, так і від Positive-вибірок, але Recall - тільки від Positive.

Коли модель має високий рівень Recall метрики, але низьку Precision, така модель правильно визначає більшість Positive семплів, але має багато помилкових спрацьовувань (класифікацій Negative вибірок як Positive). Якщо модель має велику Precision, але низький Recall, то вона робить високоточні передбачення, визначаючи клас Positive, але виробляє лише кілька таких прогнозів.

Precision та Recall добре оцінюють якість класифікатора для задач зі зміщеною апріорною ймовірністю, але якщо навчати модель з високою точністю, то може статися так, що повнота у такого класифікатора низька і навпаки.

Точність класифікації мережею CNN-16 дорівнює 0.886, що значно краще ніж при використанні одного сигналу. Значення каппи дорівнює 0.846. Можна побачити, що стадія N1 має нижчі показники точності ніж інші класи. На рис. 4.6 показано приклад класифікації на тестовій вибірці.

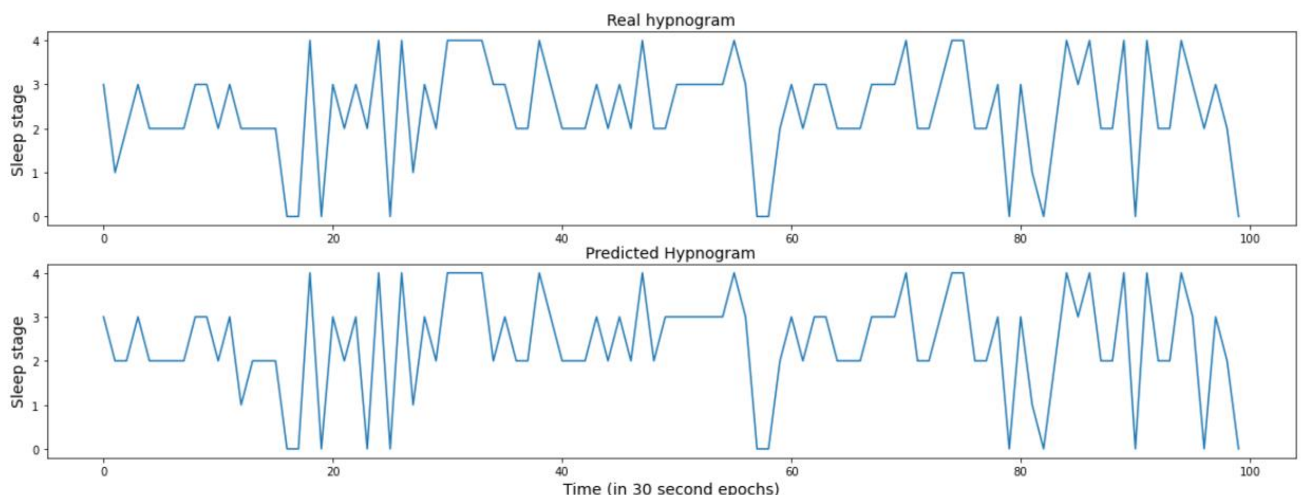


Рисунок 4.6. Результати класифікації 2D-CNN

4.4. LSTM

Наступним кроком, було створено мережу LSTM на вхід якої подається 16 сигналів довжиною 30 с. Архітектуру мережі показано на рис. 3 (додаток А). Було використано шар Bidirectional(LSTM).

LSTM в своєму ядрі зберігає інформацію з вхідних даних, які вже пройшли через нього, використовуючи прихований стан. Однонаправлені LSTM зберігають тільки інформацію про минуле, тому що єдині вхідні дані, які вони бачать, були з минулого. Використання двонаправленого BLSTM буде запускати вхідні дані двома способами: один з минулого в майбутнє і один з майбутнього в минуле, що відрізняє цей підхід від попереднього, так це те, що в LSTM, яка працює в зворотному напрямку, зберігається інформацію з майбутнього і, використовуючи два прихованих стани разом, можна в будь-який момент часу зберегти інформацію як з минулого, так і з майбутнього.

З матриці неточностей (рис. 4.7) можна побачити, що дана модель більшості значенням присвоювала другий клас, що вплинуло на точність. Точність такої моделі становить 0,4 (рис. 4.8).

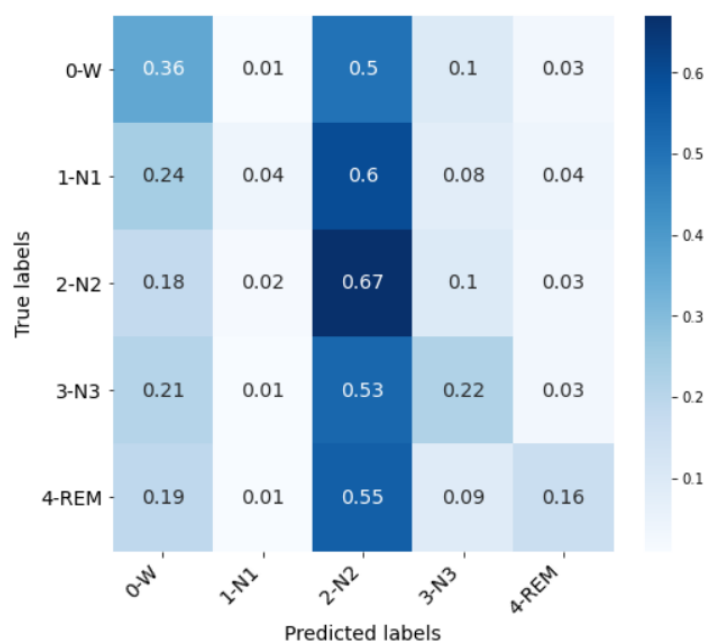


Рисунок 4.7. Матриця неточностей для LSTM

	precision	recall	f1-score	support
0	0.3614	0.3587	0.3600	3607
1	0.1166	0.0402	0.0598	647
2	0.4233	0.6708	0.5191	5662
3	0.3894	0.2190	0.2803	3448
4	0.4408	0.1620	0.2369	2136
accuracy			0.4012	15500
macro avg	0.3463	0.2901	0.2912	15500
weighted avg	0.3909	0.4012	0.3709	15500

cohen kappa score - 0.14385565152337654

Рисунок 4.8. Оцінка класифікації для LSTM

На рис. 4.9. показано результат класифікації за допомогою LSTM на тестовій вибірці.

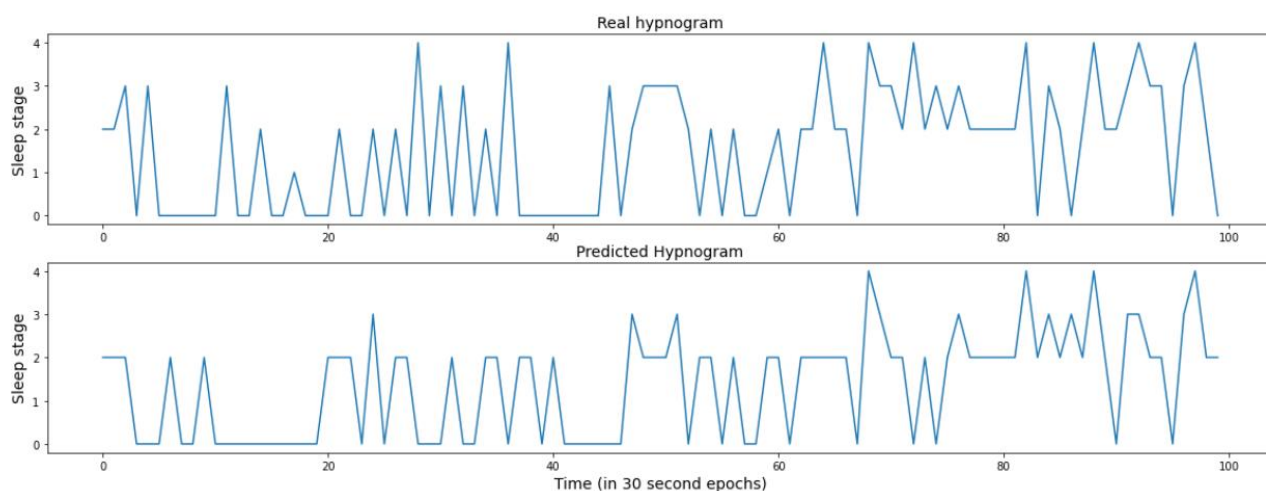


Рисунок 4.9. Результати класифікації LSTM

4.5. Гібридна мережа

На рис. 4.10 показано результати класифікації за допомогою гібридної моделі CNN-LSTM. На вхід CNN подавалося 16 сигналів довжиною 30 с. Вилучені ознаки з CNN подавалися на вхід до мереже LSTM.

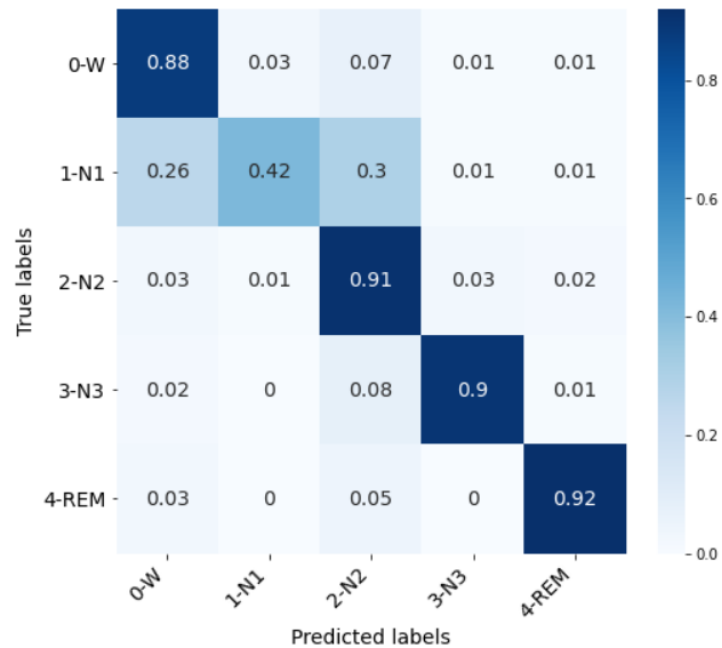


Рисунок 4.10. Матриця неточностей для CNN-LSTM

Результати класифікації гібридної моделі, які показано на рис.4.11, значно кращі ніж для LSTM. В порівнянні з CNN, CNN+LSTM має схожі значення точності. Для класів 3 і 4 гібридна модель має трохи більше f-значення, але точність та каппа Коена однакові.

	precision	recall	f1-score	support
0.0	0.8597	0.8995	0.8792	3972
1.0	0.6350	0.4852	0.5500	674
2.0	0.8632	0.9087	0.8854	5563
3.0	0.9437	0.8926	0.9175	3176
4.0	0.9543	0.8884	0.9202	2115
accuracy			0.8819	15500
macro avg	0.8512	0.8149	0.8304	15500
weighted avg	0.8813	0.8819	0.8805	15500

cohen kappa score - 0.839760664692671

Рисунок 4.11. Оцінка класифікації для CNN+LSTM

На рис. 4.12 показано результат класифікації за допомогою LSTM на тестовій вибірці.

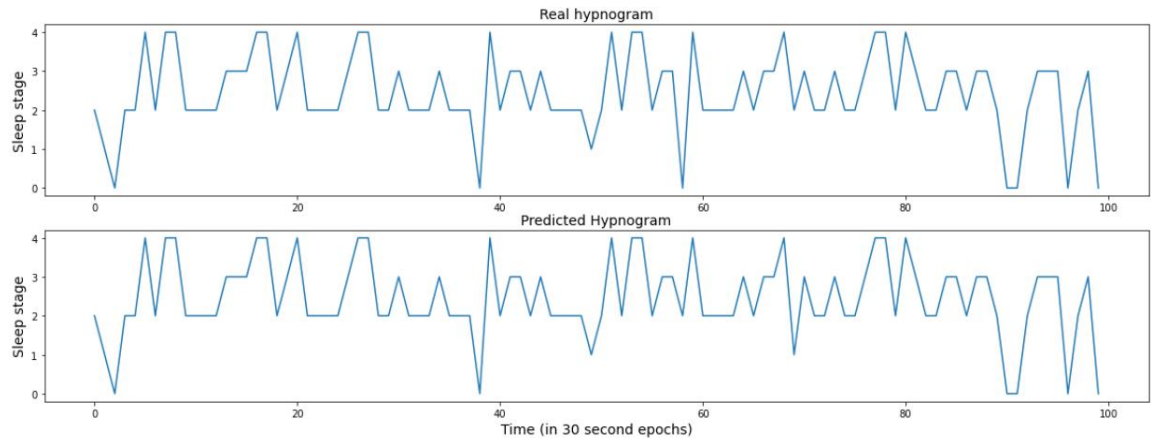


Рисунок 4.12. Результати класифікації LSTM

Висновки до розділу 4

В розділі розглянуто розробку програмного діагностичного інструменту для автоматичної класифікації стадій сну, показано архітектуру використаних мереж та наведено результати тестування. Для класифікації стадій сну було застосовано метод на основі згорткової нейронної мережі та довгої короткочасної пам'яті. Точність класифікації стадій сну мережею CNN дорівнює 0.886, значення каппи – 0.846. Однак, точність класифікації LSTM значно менша і дорівнює 0,4. Тому було створено гібридну мережу, яка об'єднує CNN і LSTM. Такий підхід дозволив отримати більш стисле представлення вихідних даних з функціями більш високого рівня. Результати класифікації гібридної моделі значно кращі ніж для LSTM. В порівняння з CNN, CNN+LSTM має схожі значення точності.

РОЗДІЛ 5

РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЕКТУ

5.1. Опис ідеї проекту

Хоча полісомнографія є золотим стандартом моніторингу сну і забезпечує цілісну оцінку сну пацієнта, вона вимагає, щоб пацієнти спали в лікарняних умовах, прикріплених до великої кількості електродів, під контролем експертного клінічного персоналу. Пристрій, який наближається до показників ПСГ, був би дуже корисним, дозволяючи контролювати сон за меншими витратами та у більш зручному середовищі сну. Стартап має на меті впровадження новітніх технологій у сфері медицини. Основна ідея проекту наведено у таблиці 5.1.

Таблиця 5.1

Опис ідеї стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Впровадження безконтактного способу моніторингу сну	Для моніторингу та діагностики порушень сну	Забезпечує контроль за сном, доступний у більш природних умовах сну
		Зменшуються витрати на обладнання
		Автоматизується процес діагностики
		Надається можливість дистанційного моніторингу

Проект може використовуватися як для клінічних обстежень, так і для домашнього спостереження. Таким чином, можна зробити висновок, що використання методу безконтактного способу моніторингу сну пацієнтом на дому для безконтактного моніторингу сну може бути актуально в разі відсутності можливості відвідати амбулаторну установу і забезпечить лікаря об'єктивними даними про структуру сну, рухову активність, наявність та кількість порушень під час сну.

Представлена тут безконтактна технологія зондування може забезпечити економічно вигідну та зручну альтернативу ПСГ, яка була б придатною для безконтрольного та постійного використання в домашніх умовах.

Споживчий ринок немедичних технологій і пристроїв для відстеження сну є високо конкурентним. Широко доступні комерційні технології відстеження сну, такі як датчики на основі акселерометра, датчики на матрацах, вбудовані в мобільні пристрої датчики (звук, вібрація, камера) і сотні відповідних мобільних додатків для сну.

Визначений перелік слабких та сильних характеристик, властивостей ідеї потенційного товару (таблиця 5.2) є підґрунтям для формування його конкурентоспроможності.

Таблиця 5.2

Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик проекту

№ п/п	Техніко-економічні характеристики ідеї	(Потенційні) товари/концепції конкурентів					W (слабка сторона)	N (нейтр. сторона)	S (сильна сторона)
		Стартап-проект	ПМГ	Фітнес-браслети	Сенсори, які встановлюються під матрацом	Програмні застосунки для смартфонів			
1.	Обрахунок загального часу сну	+	+	+	+	+		+	
2.	Визначення фаз сну	+	+		+				+
3.	Зручність (безконтактний прилад)	+			+	+			+
4.	Оцінка якості сну	+		+	+	+			+
5.	Захищені від сторонніх впливів та шуму	+	+	+					+
6.	Автоматизованість	+		+	+				+

Порівняння сильних та слабких сторін проекту з конкурентами надають інформацію про можливість виходу продукту на ринок і його конкурентоспроможність в сфері медицини сну.

5.2. Технологічний аудит ідеї проекту

В межах даного підрозділу проводимо аудит технології, за допомогою якої можна реалізувати ідею створення проекту. Визначення технологічної здійсненності ідеї проекту передбачає аналіз його складових (таблиця 5.3).

Таблиця 5.3

Технологічна здійсненність ідеї проекту

№ п/п	Ідея проекту	Технології її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1.	Впровадження безконтактного способу моніторингу сну	Біорадар	Наявна	Доступна
		Алгоритм класифікації	Наявна	Недоступна
		Програмний додаток	Наявна, але налаштована на інших виробників	Недоступна

Обрана технологія реалізації ідеї проекту: компоненти приладу недоступні до самостійного виготовлення, будуть закуповуватись у дистриб'юторів; алгоритм та програмний додаток буде створюватися індивідуально для обраного виробу.

Аналіз таблиці вказує, що за наявних технологій на ринку може бути реалізовано всі особливості даного проекту. В даний час прогрес в електроніці дозволив значно знизити ціну такого роду апаратури за рахунок серійного випускання одночіпних приймачів, і зробити її доступною широкому колу користувачів.

5.3. Аналіз ринкових можливостей запуску проекту

Ринок онлайн-медицини та медичних стартапів за останні кілька років стрімко зростає.

Як зазначають Business Insider, до 80% американців вже використовують гаджети, щоб стежити за станом свого здоров'я, або планують придбати їх в найближчому майбутньому. Згідно з дослідженнями Market Research Engine, збирати і передавати інформацію можуть не тільки фітнес-браслети і трекери. Вони повідомляють, що до 2025 року медичний ринок (ІоМТ - Internet of Medical Things) досягне обсягу \$188 млрд.

ІоМТ - це інфраструктура розумних пристроїв, програмного забезпечення і окремих смарт-послуг, які дозволяють отримувати більше інформації про пацієнта, ефективніше діагностувати хвороби, попереджати загострення хронічних захворювань, надавати допомогу дистанційно.

Найчастіша розумними пристроями називають смарт-датчики, які збирають і обробляють показники здоров'я, алергічні реакції, результати аналізів. Всі зібрані дані, як правило, направляються в віддалені системи зберігання (хмари). У підсумку лікар бачить персональну статистику пацієнта і може відстежувати його стан в режимі реального часу.

Технології на основі обробки Big Data здатні вивести сучасну медицину на принципово новий рівень. За допомогою автономного моніторингу показників пацієнтів лікарі зможуть попереджати появу хвороб замість того, щоб боротися з ними постфактум. Оброблені і структуровані дані дозволяють фахівцям скорочувати ймовірність лікарських помилок, оцінювати взаємодію препаратів та прораховувати ефективність різних етапів лікування.

Дистанційний моніторинг відкриває нову сторінку в діагностиці та лікуванні пацієнтів з хронічними захворюваннями і дає нову можливість дистанційної взаємодії з пацієнтом.

Об'єднання можливостей медичних датчиків, які збирають дані, і машинного навчання, яке накопичує та аналізує їх в потоковому режимі, буде сприяти тому, що індивідуальний підхід стане звичним явищем.

За прогнозом VCG, до 2050 року для перевірки цілого ряду медичних параметрів пацієнту не потрібно буде звертатися в поліклініку - досить буде запустити додаток, який отримає дані з мобільних діагностичних пристроїв. Складніша діагностика в недалекому майбутньому може проводитися віртуально - за допомогою штучного інтелекту або реального доктора на відстані, як повідомляють VCG: «До послуг пацієнта будуть мобільні клініки, телемедицина. Велика частина аналізу даних буде проводитися не вручну, а за допомогою машинних алгоритмів».

Надалі визначаємо потенційні групи клієнтів, їх характеристики, та формуємо орієнтовний перелік вимог до товару для кожної групи (таблиця 5.4).

Таблиця 5.4

Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№ п/п	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1.	Діагностика порушень сну	Пацієнти лабораторій сну з різними порушеннями	Мета використання пристрою: для отримання інформації про фази сну, порушення сну та поведінку пацієнта під час сну	Отримання детальних даних
2.	Моніторинг сну	Умовно здорова частина населення, зацікавлена в моніторингу свого сну	Мета використання пристрою: отримання оцінки сну та формування рекомендацій для покращення сну	Отримання узагальненої, обробленої та проаналізованої інформації

У 2016 році світовий ринок гаджетів для його моніторингу та лікування (в тому числі пристроїв для автоматичного введення інсуліну) оцінювався більш ніж в \$ 6 млн; прогнозується, що його щорічне зростання по 2023 рік складе 5,8% і обсяг досягне \$ 10 млн.

Глобальний ринок систем персонального моніторингу та діагностики хронічних захворювань почав розвиватися порівняно недавно - згідно зі звітом

американської Transparency Market Research, в 2012 році його обсяг становив \$ 650 млн. Шість років тому основну частку ринку займали кардіологічні пристрою, як йдеться в доповіді TMR. Однак надалі високі темпи зростання показали пристрої контролю рівня глюкози.

Після визначення потенційних груп клієнтів було проведено аналіз ринкового середовища: складено таблиці факторів, що сприяють ринковому впровадженню проекту, та факторів, що йому перешкоджають (таблиця 5.5).

Таблиця 5.5

Фактори загроз

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція
1.	Конкуренція	Нові конкуренти приносять у галузь нові виробничі потужності й прагнуть добути частку ринку збуту, знижуючи тим самим позиційний прибуток	Через конкуренцію можливе зниження загальної прибутковості в даній галузі. Для збереження конкурентоспроможності необхідні додаткові витрати на рекламу, організацію продаж.
2.	Складне економічне становище в країні	Зниження зацікавленості до даного проекту з причини його дороговизни	Зниження попиту на даний проект
3.	Сертифікація	Обов'язковою умовою виходу продукції на ринок є її сертифікація	Залучення національних підприємств для отримання відповідної сертифікації

Визначено фактори загроз які перешкоджають ринковому впровадженню нашого проекту, а також можливу реакцію на фактор щоб звести до мінімуму його вплив. Важливим фактором залучення товару на ринок є не його вірогідні загрози, а потенційні можливості (таблиця 5.6). Саме вони надають проекту право на життя та конкуренцію серед інших гравців ринку.

Таблиця 5.6

Фактори можливостей

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1.	Зростання можливостей потенційних покупців	Зростання державного фінансування досліджень у сфері медицини	Запропонувати свої послуги державним установам
2.	Новизна запропонованої технології	Залучення нових технологій у процес виробництва	Акцентування уваги потенційних клієнтів на дану перевагу проекту
3.	Зниження довіри до конкурента	Точність оцінки сну за допомогою технології відстеження сну, що продається споживачами, наразі не відповідає жодним нормативним стандартам. Мало хто з цих пристроїв пройшов незалежну оцінку.	При виході на ринок звертати увагу покупців на надійність нашого продукту

Фінальним етапом ринкового аналізу можливостей впровадження проекту є складання SWOT-аналізу (матриці аналізу сильних та слабких сторін, загроз та можливостей) на основі виділених ринкових загроз та можливостей, та сильних і слабких сторін. Результати наведені в таблиці 5.7.

Таблиця 5.7

SWOT-аналіз стартап-проекту

<p><i>Сильні сторони (S):</i></p> <ul style="list-style-type: none"> – Новизна проекту – Проект не має рівносильних аналогів на українському ринку – Ціна – Орієнтованість на кінцевого користувача 	<p><i>Слабкі сторони (W):</i></p> <ul style="list-style-type: none"> – Програш іноземним компаніям – Продукт який ще не зарекомендував себе на українському ринку
<p><i>Можливості (O):</i></p> <ul style="list-style-type: none"> – Зростання можливостей потенційних покупців – Новизна запропонованої технології – Зниження довіри до конкурента 	<p><i>Загрози (T):</i></p> <ul style="list-style-type: none"> – Конкуренція – Складне економічне становище в країні – Сертифікація

5.4. Аналіз ринкової стратегії проекту

Розроблення ринкової стратегії першим кроком передбачає визначення стратегії охоплення ринку: було проведено опис цільових груп потенційних споживачів (таблиця 5.8).

Таблиця 5.8

Вибір цільових груп потенційних споживачів

№ п/п	Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
1.	Приватні медичні заклади	Середня	Середній	На момент запуску низька	Середня складність залучення
2.	Державні медичні заклади	Середня	Невисокий	На момент запуску низька	Середня складність залучення
3.	Люди будь-якого віку, які зацікавлені в покупці пристроїв для моніторингу	Висока	Високий	На момент запуску низька	Низька складність залучення

Які цільові групи обрано: на початковому етапі обрано людей будь-якого віку, які зацікавлені в покупці пристроїв для моніторингу, пізніше будуть залучені приватні та державні медичні заклади.

Для роботи в обраних сегментах ринку необхідно сформувавши базову стратегію розвитку (таблиця 5.9).

Таблиця 5.9

Визначення базової стратегії розвитку

№ п/п	Обрана альтернатива розвитку проекту	Стратегія <u>охоплення ринку</u>	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку
1.	Запуск якомога швидше, прилад з основним функціоналом	Диференційованих маркетинг	Вища точність, та нижча ціна	Стратегія диференціації

У таблиці 5.10 описано стратегію конкурентної поведінки.

Таблиця 5.10

Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

№ п/п	Чи є проект «першопрохідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки
1.	На вітчизняному ринку поки що немає аналогів, тому проект є «першопрохідцем»	Шукати нових споживачів	Ні	Стратегія диференціації

5.5. Розробка маркетингової програми

Першим кроком є формування маркетингової концепції товару, який отримає споживач. У таблиці 5.11 підсумовано результати попереднього аналізу конкурентоспроможності товару.

Таблиця 5.11

Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
1.	Точність	Алгоритм дає високу точність	Перевага у точності
2.	Зручність	Прилад є безконтактним і забезпечує зручність користувачеві	Не впливає на сон користувача

Отже бачимо, що проект має ключові переваги перед конкурентами, які повністю відповідають потребам цільової аудиторії.

У таблиці 5.12 проілюстрована трирівнева маркетингова модель товару: уточняється ідея продукту та послуги, його фізичні складові, особливості процесу його надання.

Таблиця 5.12

Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові		
I. Товар за задумом	Безконтактний прилад для моніторингу сну із програмним продуктом для відображення результатів		
II. Товар у реальному виконанні	Властивості/характеристики	М/Нм	Вр/Тх /Тл/Е/Ор
	Зовнішній вигляд	Нм	Вр/Тх/Тл/Е
	Точність	Нм	Вр/Тх/Тл
	Якість: стандарти, нормативи, параметри тестування міжнародні та вітчизняні стандарти ДСТУ, ISO та інші.		
III. Товар із підкріпленням	Прилад із програмним продуктом		
За рахунок чого потенційний товар буде захищено від копіювання: використання власних розробок та методів оптимізації, консультування та шляхів розв'язку проблеми.			

Наступним кроком є визначення цінових меж, якими необхідно керуватись при встановленні ціни на товар. Проведено аналіз ціни на товари-аналоги та товари субститути, а також аналіз рівня доходів цільової групи споживачів (таблиця 5.13).

Таблиця 5.13

Визначення меж встановлення ціни

№ п/п	Рівень цін на товари-замінник и, грн.	Рівень цін на товари-аналог и, грн.	Рівень доходів цільової групи споживачів, грн.	Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар/послугу, грн.
1.	60\$	150\$	250\$	100-130\$

При визначенні меж встановлення ціни з'ясувалося, що рівень доходів цільової групи споживачів складає приблизно 250\$/місяць, товари-замінники коштують – 60\$, аналоги – 150 \$, верхня та нижня межа встановлення ціни на товар складає – 100 – 130\$, що дає перевагу над товарами-замінниками та товарами-аналогами.

Останньою складовою маркетингової програми є розроблення концепції маркетингових комунікацій, що спирається на попередньо обрану основу для позиціонування, визначену специфіку поведінки клієнтів (таблиця 5.14).

Таблиця 5.14

Концепція маркетингових комунікацій

№ п/п	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
1.	Клієнтам потрапляє інформація про альтернативні замінники через інтернет	Інтернет ресурси, реклама	Ціна, точність, надійність	Введення нових технологій на ринок	Демо-ролик із використання

Висновки до розділу 5

Зважаючи на отримані результати в процесі розробки стартап-проекту можна сказати, що використання методу біорадіолокації пацієнтом на дому для безконтактного моніторингу сну може бути актуальним. Ринок медичних пристроїв з кожним роком з росте. Ефективне лікування, кращі результати діагностики і зростання поширеності хронічних захворювань сприяють популяризації використання медичних гаджетів по всьому світу. Проінформованість населення про необхідність стежити за своїм здоров'ям прискорює використання фітнес-браслетів, розумних годин та інших пристроїв. Крім того дані пристрої надають персональні звіти про стан здоров'я в режимі реального часу і допомагають приймати точні та обґрунтовані рішення щодо фізичної форми.

В ході проведення аналізу стартап-проекту були визначені ключові переваги концепції приладу в порівнянні з товарами-замінниками. У розділі визначена доцільність розробки продукту та описано стратегію виведення його на ринок. Технологія безконтактного зондування може дозволити кількісне вимірювання сну поза лікарняними установками, зручно та економічно. Розглянувши потенційні групи клієнтів, бар'єри входження, стан конкуренції та конкурентоспроможність проекту було встановлено, що проект є

перспективним. Визначено переваги та недоліки даного проекту. В рамках розділу було описано перелік слабких, сильних та нейтральних характеристик та властивостей потенційного товару для формування його конкурентоспроможності; обрана проведений ступеневий аналіз конкуренції на ринку, SWOT аналіз.

Отже, спираючись на даний аналіз можна передбачити, що проект успішно вийде на локальний ринок, після чого можна буде будувати плани виходу на міжнародний.

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

Розглядаючи майбутнє медицини сну, експерти радять включити телемедицину та дистанційний моніторинг у майбутнє надання медичної допомоги. Таким чином, зростає інтерес до портативних пристроїв моніторингу, які здатні надійно оцінювати характеристики сну в реальних умовах, наприклад, вдома. За останні кілька років було запропоновано кілька систем та пристроїв для моніторингу стадій сну-неспання більш зручними, ефективними та економічними способами, ніж стандартна полісомнографія.

Під час написання магістерської дисертації було досліджено використання безконтактного біосенсора для визначення стадій сну. Для цього було розроблено програмно-діагностичний інструмент для автоматичної класифікації стадій сну з використанням технологій глибоко навчання.

В якості набору даних було обрано базу PhysioNet по спільній реєстрації БРЛ сигналів і ПСГ. У даній роботі для навчання використовувались 15500 позначених прикладів з набору, решта навчального набору (3100) використовувалась як тестова вибірка. Було порівняно використання різних мереж для навчання. Найкращі з них - це середня CNN та гібридна мережа, які дали точність 89% та 88%.

В результаті роботи над магістерською дисертацією були виконані поставлені задачі:

1. Проаналізовано літературу та методи класифікації стадій сну: кластеризація з використанням методу К-середніх, штучна нейронна мережа, метод випадкових лісів, машина опорних векторів, спектральний аналіз, аналіз нелінійних ознак, тощо.
2. Розглянуто існуючі нейронні мережі для класифікації стадій сну.
3. Розроблено архітектуру CNN, LSTM та гібридної мережі.
4. Реалізовано мережі, проведено навчання та тестування, показано можливість визначення структури сну на основі аналізу дихальних рухів, зареєстрованих за допомогою БРЛ.

Результати показують, що класифікатор CNN, навчений на всіх сигналах,

працює найкраще і досягає подібних результатів, що й інші дослідження з автоматичного вилучення ознак. В порівнянні з іншими класифікаторами, CNN+LSTM працює так само добре, але демонструє кращу продуктивність у розпізнаванні стадій N3 та REM.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Achary, U. R. Nonlinear Dynamics Measures for Automated EEG-Based Sleep Stage Detection / U. R. Achary,, S. Bhat, O. Faust. // *European Neurology*. – 2015. – №74. – С. 268–287. - <https://doi.org/10.1159/000441975>
2. Acharya U. R. Analysis and automatic identification of sleep stages using higher order spectra / U. R. Acharya, E. C. Chua, K. C. Chua. // *International Journal of Neural Systems*. – 2010. – №20. – С. 509–521. - <https://doi.org/10.1142/s0129065710002589>
3. Ancoli-Israel S. The role of actigraphy in the study of sleep and circadian rhythms / S. Ancoli-Israel, R. Cole, C. Alessi. // *Sleep*. – 2003. – №3. – С. 342–392.
4. Anishchenko L. Application of step-frequency radars in medicine / L. Anishchenko, M. Alekhin, A. Tataraidze. // *Radar Sensor Technology XVIII*. – 2014. - doi.org/10.1117/12.2049523
5. Boostani R. A comparative review on sleep stage classification methods in patients and healthy individuals / R. Boostani, F. Karimzadeh, M. Nami. // *Computer methods and programs in biomedicine*. – 2017. – №140. – С. 77–91.
6. Chambon S. A Deep Learning Architecture for Temporal Sleep Stage Classification Using Multivariate and Multimodal Time Series / S. Chambon, M. N. Galtier, P. J. Arnal. // *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*,. – 2018. – №26. – С. 758–769. - <https://doi.org/10.1109/tnsre.2018.2813138>
7. Cecotti H. Convolutional Neural Network with embedded Fourier Transform for EEG Classification / H. Cecotti, A. Graser. // *International Conference on Pattern Recognition*. – 2008. – №19. – С. 1–4.
8. Cheung Y. Screening for Obstructive Sleep Apnea in the Assessment of Coronary Risk. / Y. Cheung, B. Tai, G. Loo. // *The American Journal of Cardiology*. – 2017. – №119. – С. 996–1002. - <https://doi.org/10.1016/j.amjcard.2016.11.058>
9. Collop N. A. Clinical guidelines for the use of unattended portable monitors in the diagnosis of obstructive sleep apnea in adult patients / N. A. Collop, W. M. Anderson, B. Boehlecke. // *Journal of Clinical Sleep Medicine*. – 2007. – №7. – С. 737–747.
10. Collop N. A. Obstructive sleep apnea devices for out-of-center (OOC) testing: technology evaluation / N. A. Collop, S. L. Tracy,, V. Kapu. // *Journal of Clinical Sleep Medicine*. – 2011. – №7. – С. 531–548.
11. Corral-Penafiel J. Ambulatory monitoring in the diagnosis and management of obstructive sleep apnoea syndrome / J. Corral-Penafiel, J. L. Pepin, F. Barbe. // *European Respiratory Review*. – 2013. – №22. – С. 312–324. - doi.org/10.1183/09059180.00004213

12. Cui Z. Automatic Sleep Stage Classification Based on Convolutional Neural Network and Fine-Grained Segments / Z. Cui, X. Zheng, X. Shao. // *Complexity*. – 2018. – C. 1–13. - doi.org/10.1155/2018/9248410
13. Cecotti H. Convolutional Neural Networks for P300 “ Detection with Application to Brain-Computer Interfaces / H. Cecotti, A. Graser. // *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* – 2011. – №33. – C. 433–445.
14. Dong H. Mixed Neural Network Approach for Temporal Sleep Stage Classification. / H. Dong, A. Supratak, W. Pan. // *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. – 2018. – №26. – C. 324–333. - doi.org/10.1109/tnsre.2017.2733220
15. Fava C. Obstructive Sleep Apnea Syndrome and Cardiovascular Diseases / C. Fava, M. Montagnana, E. Falavero. // *Seminars in Thrombosis and Hemostasis*. – 2011. – №37. – C. 280–297. - doi.org/10.1055/s-0031-1273092
16. Hsu Y. L. Automatic sleep stage recurrent neural classifier using energy features of EEG signals / Y. L. Hsu, Y. T. Yang, J. S. Wang. // *Neurocomputing*. – 2013. – №104. – C. 105–114. - doi.org/10.1016/j.neucom.2012.11.003
17. Huan E. Y. Deep Convolutional Neural Networks for Classifying Body Constitution Based on Face Image / E. Y. Huan, G. H. Wen, S. J. Zhang. // *Computational and Mathematical Methods in Medicine*. – 2017. – C. 1–9. - doi.org/10.1155/2017/9846707
18. Huang C. S. Knowledge-based identification of sleep stages based on two forehead electroencephalogram channels / C. S. Huang, C. L. Lin, L. W. Ko. // *Frontiers in Neuroscience*. – 2014. – №8. - https://doi.org/10.3389/fnins.2014.00263
19. Iber C. The AASM manual for the scoring of sleep and associated events: Rules terminology and technical specifications / C. Iber, S. Ancoli Israel, A. Chesson., 2007. – (1).
20. Jha D. Diagnosis of Alzheimer’s Disease Using Dual-Tree Complex Wavelet Transform, PCA, and Feed-Forward Neural Network / D. Jha, J. I. Kim, G. R. Kwon. // *Journal of Healthcare Engineering*. – 2017. – C. 1–13.-https://doi.org/10.1155/2017/9060124
21. Kang D. A State Space and Density Estimation Framework for Sleep Staging in Obstructive Sleep Apnea / D. Kang, P. DeYoung, A. Malhotra. // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. – 2018. – №65. – C. 1201–1212. - https://doi.org/10.1109/tbme.2017.2702123
22. Kayikcioglu T. Fast and accurate PLS-based classification of EEG sleep using single channel data / T. Kayikcioglu, M. Maleki, K. Eroglu. // *Expert Systems with Applications*. – 2015. – №42. – C. 7825–7830. - https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.06.010
23. Khalighi S. Automatic sleep staging: A computer assisted approach for optimal combination of features and polysomnographic channels / S. Khalighi, T. Sousa, G. Pires. // *Expert Systems with Applications*. – 2013. – №40. – C. 7046–7059.

24. Khalighi S. ISRUC-Sleep: a comprehensive public dataset for sleep researchers / S. Khalighi, T. Sousa, J. M. Santos. // *Computer methods and programs in biomedicine*. – 2014. – №124. – C. 180–192.
25. Kim B. H. ECG Identification For Personal Authentication Using LSTM-Based Deep Recurrent Neural Networks. / B. H. Kim, J. Y. Pyun. // *Sensors*. – 2020. – №20. – C. 30–69. - doi.org/10.3390/s20113069
26. Koch H. Automatic sleep classification using a data-driven topic model reveals latent sleep states / H. Koch, J. A. Christensen, R. Z. Frandsen. // *Journal of Neuroscience Methods*. – 2014. – №235. – C. 130–137. - <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2014.07.002>
27. Krizhevsky A. ImageNet classification with deep convolutional neural networks / A. Krizhevsky, I. Sutskever, G. E. Hinton. // *Communications of the ACM*. – 2017. – №60. – C. 84–90. - doi.org/10.1145/3065386
28. Lajnef T. Learning machines and sleeping brains: Automatic sleep stage classification using decision-tree multi-class support vector machines / T. Lajnef, S. Chaibi, P. Ruby. // *Journal of Neuroscience Methods*. – 2015. – №250. – C. 94–105. - <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2015.01.022>
29. Lin L. The use of neural networks in the analysis of sleep stages and the diagnosis of narcolepsy / L. Lin, J. B. Stephansen, A. Ambati // *CoRR*. – 2017.
30. Laposky A. D. Sleep and circadian rhythms: Key components in the regulation of energy metabolism / A. D. Laposky, J. Bass, A. Kohsaka. // *FEBS Letters*. – 2007. – №582. – C. 142–151. - doi.org/10.1016/j.febslet.2007.06.079
31. Li C. A Review on Recent Advances in Doppler Radar Sensors for Noncontact Healthcare Monitoring / C. Li, V. M. Lubecke, O. Boric-Lubecke. // *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*. – 2013. – №61. – C. 2046–2060. - doi.org/10.1109/tmtt.2013.2256924
32. Li X. Saliency detection via alternative optimization adaptive influence matrix model / X. Li, H. Ma, X. Wang. // *Pattern Recognition Letters*. – 2018. – №101. – C. 29–36. - doi.org/10.1016/j.patrec.2017.11.006
33. Liang S. F. Automatic Stage Scoring of Single-Channel Sleep EEG by Using Multiscale Entropy and Autoregressive Models / S. F. Liang, C. E. Kuo, Y. Hu. // *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. – 2012. – №61. – C. 1649–1657. - <https://doi.org/10.1109/tim.2012.2187242>
34. Liang, S. Combination of Expert Knowledge and a Genetic Fuzzy Inference System for Automatic Sleep Staging / S. Liang,, C. Kuo,, F. Shaw., // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. – 2016. – №63. – C. 2108–2118. - [doi: 10.1109/TBME.2015.2510365](https://doi.org/10.1109/TBME.2015.2510365).

35. Littner M. Practice parameters for the role of actigraphy in the study of sleep and circadian rhythms: an update for 2002 / M. Littner, C. A. Kushida, W. M. Anderson. // *Sleep*. – 2003. – №3. – С. 337–341.
36. Long X. Analyzing respiratory effort amplitude for automated sleep stage classification / X. Long, J. Foussier, P. Fonseca. // *Biomedical Signal Processing and Control*. – 2014. – №14. – С. 197–205. -<https://doi.org/10.1016/j.bspc.2014.08.001>
37. Mendonça F. A portable wireless device based on oximetry for sleep apnea detection / F. Mendonça, S. S. Mostafa, F. Morgado-Dias. // *Computing*. – 2018. – №100. – С. 1203–1219. - <https://doi.org/10.1007/s00607-018-0624-7>
38. Michielli N. Cascaded LSTM recurrent neural network for automated sleep stage classification using single-channel EEG signals / N. Michielli, F. Molinari, U. R. Acharya. // *Computers in Biology and Medicine*. – 2019. – №106. – С. 71–81. - doi.org/10.1016/j.compbiomed.2019.01.013
39. Montgomery-Downs H. E. Movement toward a novel activity monitoring device. / H. E. Montgomery-Downs, S. P. Insana, J. A. Bond. // *Sleep Breath*. – 2012. – №16. – С. 913–917. - [doi: 10.1007/s11325-011-0585-y](https://doi.org/10.1007/s11325-011-0585-y)
40. Mousavi S. SleepEEGNet: Automated sleep stage scoring with sequence to sequence deep learning approach / S. Mousavi, F. Afghah, U. R. Acharya. // *PLOS ONE*. – 2019. – №14. - doi.org/10.1371/journal.pone.0216456
41. Norman R. G. Inter-observer agreement among sleep scorers from different centers in a large dataset. / R. G. Norman, I. Pal, C. Stewart. // *Sleep*. – 2000. – №23. – С. 901–909.
42. O'Hare E. A comparison of radio-frequency biomotion sensors and actigraphy versus polysomnography for the assessment of sleep in normal subjects / E. O'Hare, D. Flanagan, T. Penzel. // *Sleep Breath*. – 2015. – №19. – С. 91–98. - [doi: 10.1007/s11325-014-0967-z](https://doi.org/10.1007/s11325-014-0967-z)
43. Phan H. Joint Classification and Prediction CNN Framework for Automatic Sleep Stage Classification / H. Phan, F. Andreotti, N. Cooray. // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. – 2019. – №66. – С. 1285–1296. - doi.org/10.1109/tbme.2018.2872652
44. Phan H. SeqSleepNet: End-to-End Hierarchical Recurrent Neural Network for Sequence-to-Sequence Automatic Sleep Staging / H. Phan, F. Andreotti, N. Cooray. // *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. – 2019. – №27. – С. 400–410. - doi.org/10.1109/tnsre.2019.2896659
45. Ramprasad N. Understanding Neural Networks for Machine Learning using Microsoft Neural Network Algorithm / N. Ramprasad. // *International Journal of Computer Applications*. – 2016. – №150. – С. 32–38. - doi.org/10.5120/ijca2016911481
46. Rechtschaffen A. A manual of standardized terminology, techniques and scoring system for sleep stages of human subjects / A. Rechtschaffen, A. Kales., 1968. – 204 с.

47. Rosenberg R. S. The American Academy of Sleep Medicine inter-scorer reliability program: sleep stage scoring / R. S. Rosenberg, S. Van Hout. // *Journal of Clinical Sleep Medicine*. – 2013. – №9. – С. 81–87.
48. Roshan Zamir Z. Optimization-based features extraction for K-complex detection / Z. Roshan Zamir, N. Sukhorukova, H. Amiel. // *ANZIAM Journal*. – 2014. – №55. – С. 384. - <https://doi.org/10.21914/anziamj.v55i0.7802>
49. Sadeh A. The role and validity of actigraphy in sleep medicine: an update / A. Sadeh. // *Sleep Medicine Reviews*. – 2011. – №4. – С. 259–267.
50. Sak H. Sequence discriminative distributed training of long short-term memory recurrent neural networks / H. Sak, O. Vinyals, Heigold. // *Proceedings of the Annual Conference of the International Speech Communication Association, INTERSPEECH*. – 2014. – С. 1209–1213.
51. Sakhavi. Parallel convolutional-linear neural network for motor imagery classification. / Sakhavi, Siavash, Guan. // *23rd European Signal Processing Conference*. – 2015. – С. 2736–2740. - DOI:10.1109/EUSIPCO.2015.7362882
52. Seo H. Intra- and inter-epoch temporal context network (IITNet) using sub-epoch features for automatic sleep scoring on raw single-channel EEG / H. Seo, S. Back, S. Lee. // *Biomedical Signal Processing and Control*. – 2020. – №61. – С. 1020–1057. - doi.org/10.1016/j.bspc.2020.102037
53. Sharma M. An accurate sleep stages classification system using a new class of optimally time-frequency localized three-band wavelet filter bank / M. Sharma, D. Goyal, P. Achuth. // *Computers in Biology and Medicine*. – 2018. – №98. – С. 58–75. - <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2018.04.025>
54. Sharma R. Automatic sleep stages classification based on iterative filtering of electroencephalogram signals / R. Sharma, R. B. Pachori, A. Upadhyay. // *Neural Computing and Applications*. – 2018. – №28. – С. 2959–2978. - <https://doi.org/10.1007/s00521-017-2919-6>
55. Silber M. H. The Visual Scoring of Sleep in Adults / M. H. Silber, S. Ancoli-Israel, M. H. Bonnet. // *Journal of Clinical Sleep Medicine*. – 2007. – №3. – С. 121–131. - doi.org/10.5664/jcsm.26814
56. Sleep Bioradiolocation Database v1.0.0. [Электронный ресурс] // *PhysioNet*. – 2018. – Режим доступа до ресурсу: <https://physionet.org/content/sleepbrl/1.0.0/>.
57. Sleep Disorders and Sleep Deprivation: An Unmet Public Health Problem [Электронный ресурс] // *National Academies Press*. – 2006. – Режим доступа до ресурсу: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK19956/>.

58. Spitzer H. Parcellation of visual cortex on high-resolution histological brain sections using convolutional neural networks. / H. Spitzer, K. Amunts, S. Harmeling. // IEEE 14th International Symposium on Biomedical Imaging. – 2017. – C. 920–923. - doi: 10.1109/ISBI.2017.7950666.
59. Stranges S. Sleep Problems: An Emerging Global Epidemic? / S. Stranges, W. Tigbe, F. X. Gómez-Olivé. // Sleep. – 2012. – №35. – C. 1173–1181. - doi.org/10.5665/sleep.2012
60. Supratak A. DeepSleepNet: A Model for Automatic Sleep Stage Scoring Based on Raw Single-Channel EEG / A. Supratak., H. Dong, C. Wu. // IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering,. – 2017. – №25. – C. 1998–2008. - doi.org/10.1109/tnsre.2017.2721116
61. Tran L. H. Un-Normalized Graph P-Laplacian Semi-Supervised Learning Method Applied to Cancer Classification Problem / L. H. Tran. // Journal of Automation and Control Engineering. – 2015. – C. 23–28. - https://doi.org/10.12720/joace.3.1.23-28
62. Tsinalis O. Automatic Sleep Stage Scoring Using Time-Frequency Analysis and Stacked Sparse Autoencoders / O. Tsinalis, P. M. Matthews, Y. Guo. // Annals of Biomedical Engineering. – 2015. – №44. – C. 1587–1597. - doi.org/10.1007/s10439-015-1444-y
63. Tsinalis O. Automatic Sleep Stage Scoring Using Time-Frequency Analysis and Stacked Sparse Autoencoders / O. Tsinalis, P. M. Matthews, Y. Guo. // Annals of Biomedical Engineering. – 2015. – №44. – C. 1587–1597. - doi.org/10.1007/s10439-015-1444-y
64. Wang D. Epileptic Seizure Detection in Long-Term EEG Recordings by Using Wavelet-Based Directed Transfer Function / D. Wang, D. Ren, K. Li. // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. – 2018. – №65. – C. 2591–2599.- https://doi.org/10.1109/tbme.2018.2809798
65. Wang Y. Deep Learning for Sleep Stage Classification / Y. Wang, D. Wu. // Chinese Automation Congress. – 2018. - doi:10.1109/cac.2018.8623637
66. Yildirim O. A Deep Learning Model for Automated Sleep Stages Classification Using PSG Signals / O. Yildirim, U. Baloglu, U. Acharya. // International Journal of Environmental Research and Public Health,. – 2019. – №16. – C. 599. - doi.org/10.3390/ijerph16040599
67. Yue S. Learning sleep stages from radio signals: A conditional adversarial architecture / S. Yue, M. Zhao, D. Katabi. // International Conference on Machine Learning. – 2017. – №34. – C. 4100–4109.
68. Zhang X. Automated multi-model deep neural network for sleep stage scoring with unfiltered clinical data / X. Zhang, M. Xu, Y. Li. // Sleep and Breathing. – 2020. – №24. – C. 581–590. - doi.org/10.1007/s11325-019-02008-w
69. Zhu G. Analysis and Classification of Sleep Stages Based on Difference Visibility Graphs From a Single-Channel EEG Signal / G. Zhu, Y. Li, P. Wen. // IEEE Journal of Biomedical

- and Health Informatics. – 2014. – №18. – С. 1813–1821. - <https://doi.org/10.1109/jbhi.2014.2303991>
70. Zheng W. L. EEG Based Emotion Classification using Deep Belief Networks / W. L. Zheng, J. Y. Zhu. // ICASSP. – 2014.
71. Zhu T. Convolution- and Attention-Based Neural Network for Automated Sleep Stage Classification / T. Zhu, W. Luo, F. Yu. // International Journal of Environmental Research and Public Health. – 2020. – №17. – С. 41–52. - doi.org/10.3390/ijerph17114152
72. Zeiler M. D. Visualizing and understanding convolutional networks / M. D. Zeiler, R. Fergus. // Computer Vision. – 2014. – №13. – С. 818–833.
73. Zhu T. Multi-Branch Convolutional Neural Network for Automatic Sleep Stage Classification with Embedded Stage Refinement and Residual Attention Channel Fusion. / T. Zhu, W. Luo, F. Yu. // Sensors, – 2020. – №20. – С. 6592. - <https://doi.org/10.3390/s20226592>
74. Алтайулы А. Е. Методы детектирования биосигналов. [Электронный ресурс] / А. Е. Алтайулы // Cyberleninka. – 2014. – Режим доступа до ресурсу: <https://cyberleninka.ru/article/n/metody-detektirovaniya-biosignalov>.
75. Іванова Я. О. Огляд сучасних технологій для діагностики якості сну / Я. О. Іванова, І. В. Федорін, О. В. Вдовиченко. // Науковий журнал «Біомедична інженерія і технологія». – 2021. – №6.
76. Іванова Я. О., Федорін І. В. Класифікація фаз сну на основі біорадару за допомогою нейронної мережі CNN-LSTM / Я. О. Іванова, І. В. Федорін // Міжнародний науковий журнал "Інтернаука". — 2021. — №16. - doi.org/10.25313/2520-2057-2021-16-7662

ДОДАТОК А

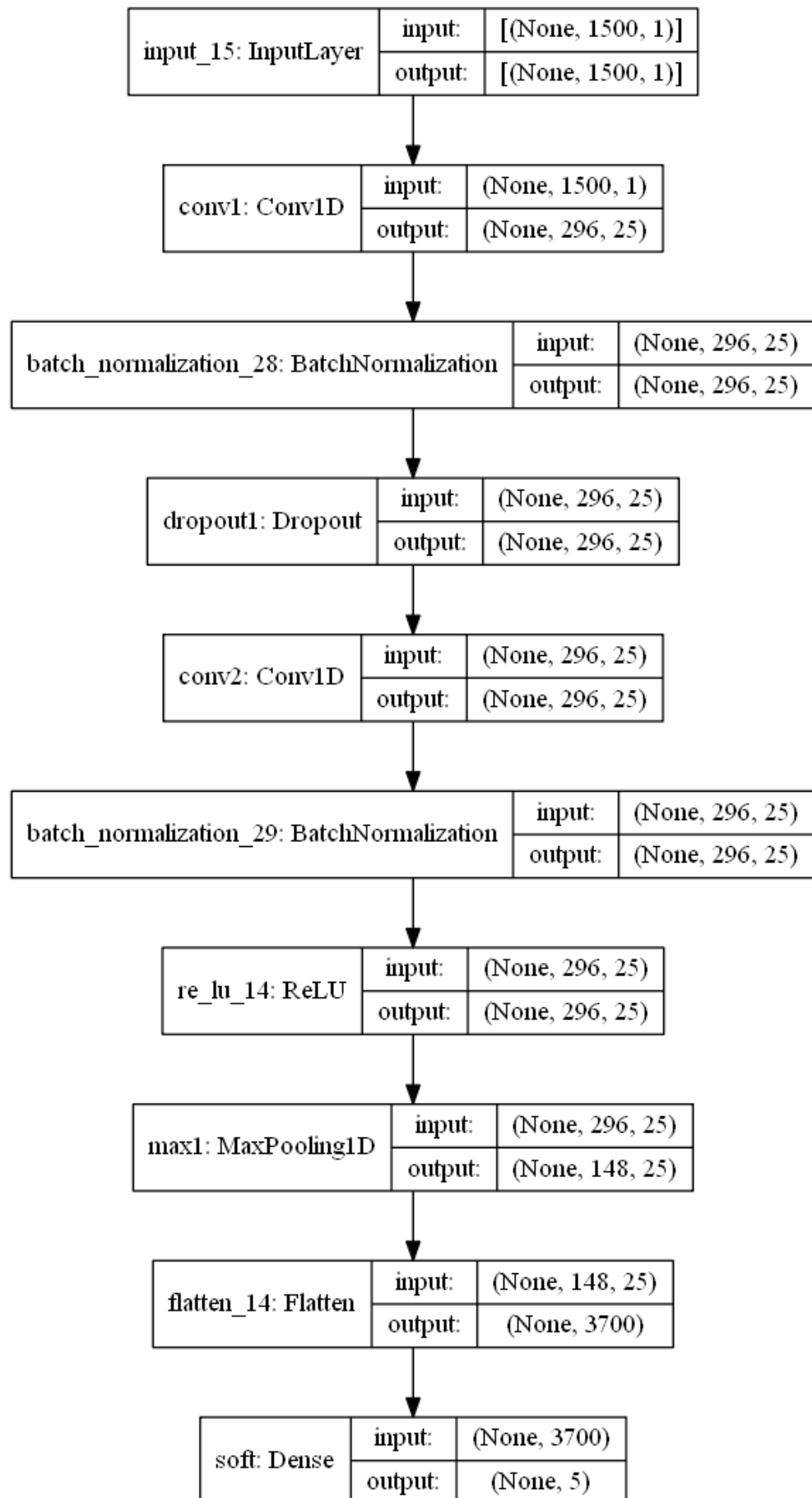


Рисунок А.1.1 Архітектура 1D-CNN

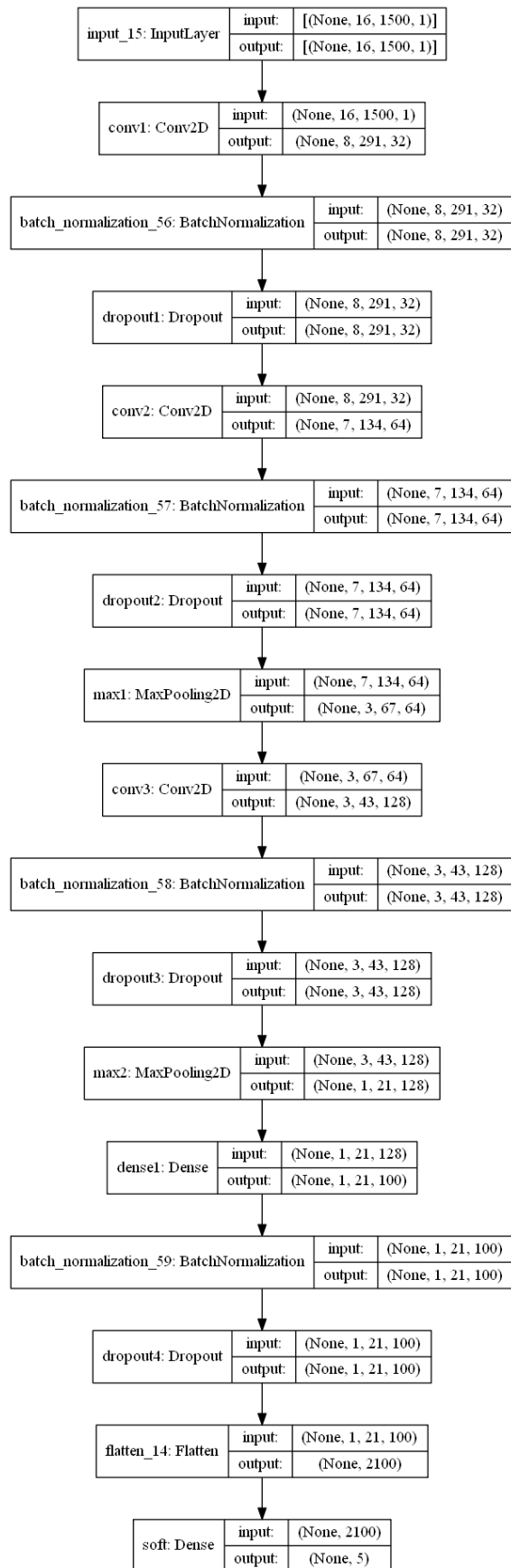


Рисунок А.1.2 Архітектура CNN

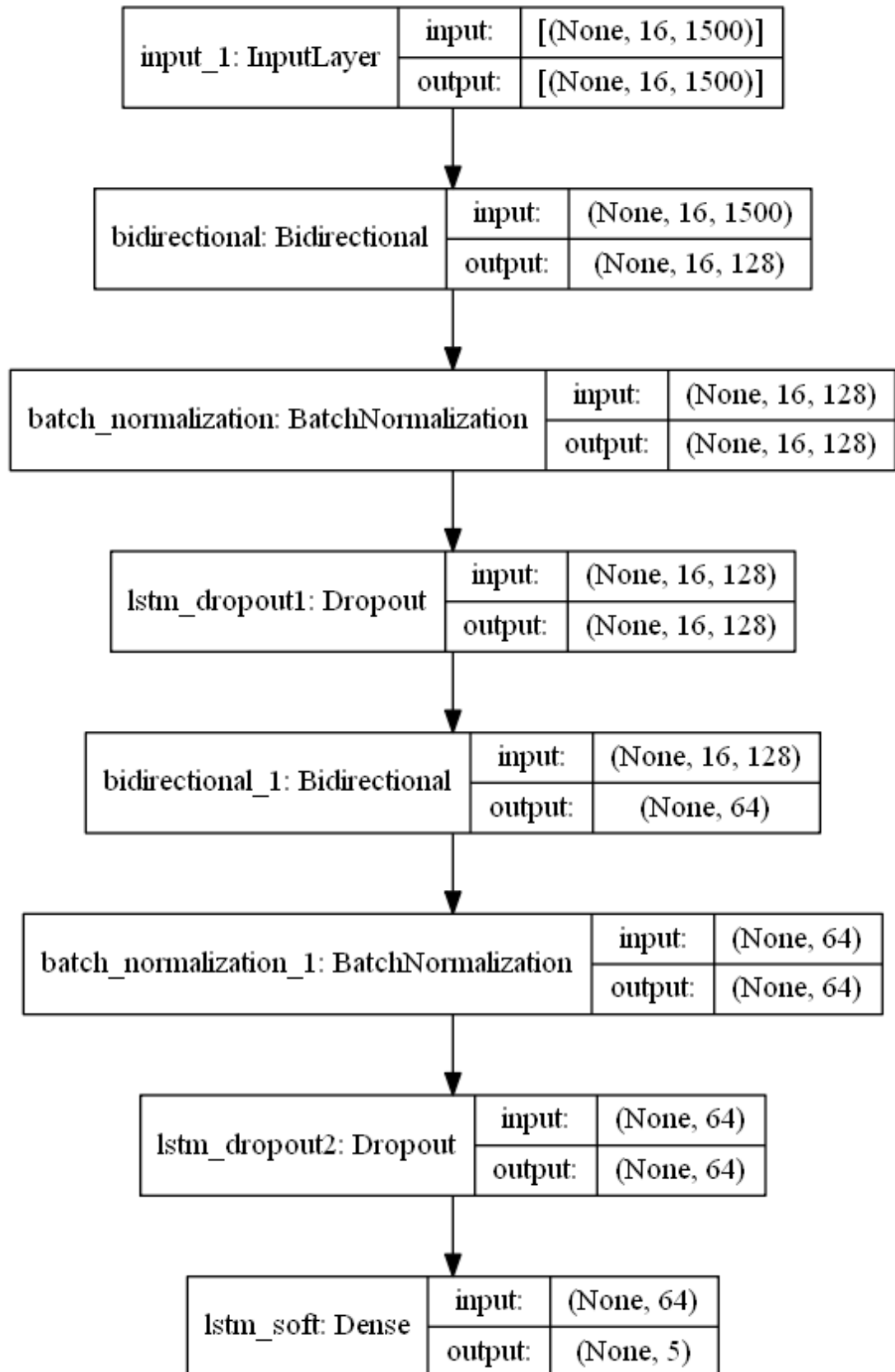


Рисунок А.1.3 Архітектура LSTM

ДОДАТОК Б

```

import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
import numpy as np
import wfdb
import mne

from mne.io import concatenate_raws, read_raw_edf
subj_db = np.zeros((32, 16, 1050000))
PSG_db = np.zeros((32, 700))

# Load
i = 0
with open("D://sleep-bioradiolocation-database//RECORDS") as r:
    for name in r:
        file_name = "D://sleep-bioradiolocation-database//" +
name.replace("\n", "")
        raw = mne.io.read_raw_edf(file_name)

        fs = raw.info['sfreq']
        start = int(fs * 0)
#         30*700 = 5,83 h (350 m)
        stop = int(fs * 21000)

        if not isinstance(raw.ch_names, list):
            chans = np.arange(raw.ch_names)
            data, t = raw.get_data(picks=raw.ch_names, start=start,
stop=stop, return_times=True)
            subj_db[i] = data.T.transpose()

            ann1 = wfdb.rdann( file_name, 'atr')
# W (wakefulness) = 0, R (REM) = 4
            for value in range(len(ann1.aux_note)):
                if ann1.aux_note[value] == 'W':
                    ann1.aux_note[value] = 0
                if ann1.aux_note[value] == 'R':
                    ann1.aux_note[value] = 4

            PSG_db[i] = ann1.aux_note[0:700]
            i += 1

# butterworth bandpass filter

from scipy.signal import butter, lfilter

def butter_bandpass(lowcut, highcut, fs, order=5):
    nyq = 0.5 * fs
    low = lowcut / nyq
    high = highcut / nyq
    b, a = butter(order, [low, high], btype='band')
    return b, a

```



```

def butter_bandpass_filter(data, lowcut, highcut, fs, order=5):
    b, a = butter_bandpass(lowcut, highcut, fs, order=order)
    y = lfilter(b, a, data)
    return y

def minmax_norm(data):
    max_v = data.max()
    min_v = data.min()
    return (data - min_v)/(max_v - min_v)

for i in range(len(sbj_db)):
    for j in range(16):
        sbj_db[i][j] =
minmax_norm(butter_bandpass_filter(sbj_db[i][j], 50, 600, 5000,
order=5))

from tensorflow import keras
from tensorflow.keras import layers
from datetime import datetime as dt
from sklearn.metrics import accuracy_score
from keras.utils.vis_utils import plot_model
from tensorflow.keras.layers import Bidirectional

# 1D-CNN
def cnn_onesig_builder():

    inputs = keras.Input(shape=(1500, 1))
    x = layers.Conv1D(filters=25, kernel_size=25, strides=5,
        name = 'conv1')(inputs)
    x = layers.BatchNormalization()(x)
    x = layers.Dropout(rate=0.2, name = 'dropout1')(x)

    x = layers.Conv1D(filters=25, kernel_size=5, strides=1,
        name = 'conv2', padding = 'same')(x)
    x = layers.BatchNormalization()(x)
    x = layers.ReLU()(x)

    x = layers.MaxPool1D(pool_size=2, strides=2, name='max1')(x)
    x = layers.Flatten()(x)

    #final layer as softmax
    outputs = layers.Dense(5, activation=tf.nn.softmax, name =
'soft')(x)
    model = keras.Model(inputs=inputs, outputs=outputs,
name='sleep')
    return model

```

```
# CNN
```

```
def cnn_16():
```

```

    inputs = keras.Input(shape=(16, 1500, 1))
    x = layers.Conv2D(filters=32, kernel_size=(2, 50), strides=(2,
5), name = 'conv1')(inputs)
    x = layers.BatchNormalization()(x)
    x = layers.Dropout(rate=0.2, name = 'dropout1')(x)
    x = layers.Conv2D(filters=64, kernel_size=(2, 25), strides=(1,
2), name = 'conv2')(x)
    x = layers.BatchNormalization()(x)
    x = layers.Dropout(rate=0.2, name = 'dropout2')(x)

    x = layers.MaxPool2D((2,2), strides=(2,2), name='max1')(x)

    x = layers.Conv2D(filters=128, kernel_size=(1, 25), strides=(1,
1), name = 'conv3')(x)
    x = layers.BatchNormalization()(x)
    x = layers.Dropout(rate=0.2, name = 'dropout3')(x)

    x = layers.MaxPool2D((2,2), strides=(2,2), name='max2')(x)

    x = layers.Dense(100, name = 'dense1')(x)
    x = layers.BatchNormalization()(x)
    x = layers.Dropout(rate=0.5, name = 'dropout4')(x)

    x = layers.Flatten(name = 'flatten')(x)

    outputs = layers.Dense(5, activation=tf.nn.softmax, name =
'soft')(x)
    model = keras.Model(inputs=inputs, outputs=outputs,
name='sleep')

    return model
```

```
# LSTM
```

```
def lstm_model():
```

```

#     inputs = keras.Input(shape=(1, 21, 100))
    inputs = keras.Input(shape=(16, 1500))
#     x = layers.Reshape((inputs.shape[1]*inputs.shape[2],
inputs.shape[3]))(inputs)
    x = Bidirectional(layers.LSTM(64, return_sequences=True))
(inputs)
    x = layers.BatchNormalization()(x)
    x = layers.Dropout(rate=0.2, name = 'lstm_dropout1')(x)
    x = layers.Reshape((x.shape[1], x.shape[2]))(x)
    x = Bidirectional(layers.LSTM(32))(x)
    x = layers.BatchNormalization()(x)
    x = layers.Dropout(rate=0.2, name = 'lstm_dropout2')(x)
```

```
    outputs = layers.Dense(5, activation=tf.nn.softmax, name =  
'lstm_soft')(x)  
  
    model_lstm = keras.Model(inputs=inputs, outputs=outputs,  
name='lstm_sleep')  
  
    return model_lstm
```